

Rapport

Kunstig intelligens i kunnskapsarbeid og samspillet med den norske modellen

Forfattere:

Pål Furu Kamsvåg, Thale Kvernberg Andersen, Andreas Dypvik Landmark

Rapportnummer:

2025:00627 - Åpen

Oppdragsgiver

Akademikerne

Rapport

Kunstig intelligens i kunnskapsarbeid og samspillet med den norske modellen

EMNEORD

Kunstig intelligens
Kunnskapsarbeid
Partssamarbeid

VERSJON

1.0

DATO

2025-06-06

FORFATTERE

Pål Furu Kamsvåg, Thale Kvernberg Andersen, Andreas Dypvik Landmark

OPPDRAKSGIVER

Akademikerne

OPPDRAKSGIVERS REFERANSE

Sindre Lågøen Hjetland

PROSJEKTNUMMER

102031838

ANTALL SIDER

128

SAMMENDRAG

Denne rapporten er et resultat av forskningsprosjektet *Kunstig intelligens i kunnskapsarbeid og samspillet med den norske modellen*, gjennomført av SINTEF Digital på oppdrag fra Akademikerne. Formålet har vært å utforske hvordan kunstig intelligens påvirker kunnskapsarbeidere i både privat og offentlig sektor når det gjelder arbeidsinnhold og -oppgaver, samt måten arbeidet utføres på. Samtidig rettes søkelyset mot hvordan sentrale verdier i det norske arbeidslivet, som autonomi, medvirkning, tillit og kompetanseutvikling, påvirkes når KI integreres i arbeidshverdagen.

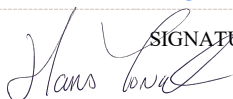
UTARBEIDET AV

Pål Furu Kamsvåg


Pål Furu Kamsvåg (Jun 6, 2025 15:00 GMT+2)

KONTROLLERT AV

Hans Torvatn


SIGNATUR

GODKJENT AV

Espen Gressetvold


Espen Gressetvold (Jun 6, 2025 15:06 GMT+2)

RAPPORT NR.

2025:00627

ISBN

978-82-14-07450-5

GRADERING

Åpen

GRADERING DENNE SIDE

Åpen

Innholdsfortegnelse

1	Innledning.....	7
1.1	Rapportens ledende problemstillinger og oppbygning	8
1.2	Praktisk leseguide	9
2	Metode	11
2.1	Forskningsdesign.....	11
2.2	Datainnsamling og dataanalyse	11
2.3	Kvalitetssikring	15
3	Kunstig intelligens – en enkel innføring i et enormt fagfelt	16
3.1	De fire hovedfaktorene som har gitt oss dagens kraftige KI-teknologier.....	17
3.2	Kunstig intelligens – begrepsavklaring og viktige undergrener	19
3.3	Generativ kunstig intelligens og store språkmodeller	25
3.4	Utfordringer ved dagens kunstige intelligens	31
4	Kunstig intelligens og kunnskapsarbeid – drypp fra forskning	34
4.1	Kunnskapsarbeid – en felles betegnelse av Akademikernes yrkesgrupper	36
4.2	Generativ KI – innvirkning på produktivitet og arbeidsinnhold i kunnskapsarbeid.....	37
4.3	Domenespesifikke anvendelser av kunstig intelligens	39
4.4	Utbredelse og bruk av KI i norsk arbeidsliv.....	43
4.5	Automatisering vs. forsterkning (teknologistøttet arbeid).....	46
4.6	Fører KI til nye kompetansebehov for kunnskapsarbeidere?	50
4.7	Algorit mestyrt ledelse, autonomi og tillit	53
4.8	Medvirkning i den digitale tidsalderen – rollen til tillitsvalgte	56
4.9	KI-forordningens betydning for innføring og bruk av KI	57
5	Presentasjon av funn fra kvalitative data	60
5.1	Bruksområder – med eksempler fra ulike sektorer og yrkesgrupper	61
5.2	Utfordrer KI kunnskapsarbeiderens autonomi og samarbeid med andre?	68
5.3	Nye kompetansekrav og behovet for opplæring	69
5.4	Medvirkning og involvering av medarbeidere i forbindelse med KI-prosesser	72
5.5	De tillitsvalgtes rolle i valg av teknologi, utvikling og implementering	74
6	Presentasjon av funn fra panelundersøkelse	79
6.1	Oppsummering fra undersøkelsen	79
6.2	Tilgang til og bruk av KI på arbeidsplassen	83
6.3	Kunstig intelligens sin påvirkning av rolle og arbeidsoppgaver	85
6.4	Nytteverdi av KI på arbeidsplassen.....	86

6.5	Kunstig intelligens som støtteverktøy og tillit til teknologien	88
6.6	Opplæring i kunstig intelligens og kompetansebehov.....	88
6.7	Involvering av tillitsvalgte og ansatte i teknologivalg og implementering av KI.....	89
6.8	Holdninger til KI i egen arbeidssituasjon	92
6.9	Analyse av sammenhenger	93
7	Avsluttende refleksjoner	97
7.1	Utbredelse og bruk av kunstig intelligens blant norske kunnskapsarbeidere	97
7.2	Opplevd nytteverdi og gevinster fra KI	102
7.3	Automatisering vs. forsterkning – hva skjer med jobbene?	103
7.4	KI og autonomi: Kan kunnskapsarbeideren bli uendelig forsterket?.....	105
7.5	Rutinearbeidets sekundærfunksjoner	109
7.6	Nye kompetansebehov og livslang læring	110
7.7	Tillit og etiske utfordringer ved bruk av KI i norsk arbeidsliv.....	113
7.8	Tillitsvalgtes og ansattes rolle i møte med kunstig intelligens	114
7.9	Våre anbefalinger.....	120
8	Referanser	123

Sammendrag

Denne rapporten er et resultat av forskningsprosjektet *Kunstig intelligens i kunnskapsarbeid og samspillet med den norske modellen*, gjennomført av SINTEF Digital på oppdrag fra Akademikerne. Formålet har vært å utforske hvordan kunstig intelligens (KI) påvirker kunnskapsarbeidere i både privat og offentlig sektor når det gjelder arbeidsinnhold og -oppgaver, samt måten arbeidet utføres på. Samtidig rettes søkelyset mot hvordan sentrale verdier i det norske arbeidslivet, som autonomi, medvirkning, tillit og kompetanseutvikling, påvirkes når KI får en mer fremtredende rolle i arbeidshverdagen.

Behovet for kunnskap om disse temaene har økt i takt med den teknologiske utviklingen. De siste fremskrittene innen KI, og kanskje særlig innenfor generativ KI og store språkmodeller, har aktualisert spørsmålet om hva slags kompetanse som vil være viktig i fremtidens arbeidsliv, hvordan teknologi både kan støtte kunnskapsarbeidere eller ta over arbeidsoppgaver, og hvilke strukturelle endringer dette kan medføre på makronivå. For kunnskapsarbeidere (akademikeryrkene), som i stor grad er kjennetegnet av høy grad av skjønnsutøvelse, kritisk tenkning og ansvar, reiser dette nye spørsmål om rolleutforming, arbeidsdeling menneske-maskin, etiske implikasjoner og ikke minst kompetansekrav og utviklingsmuligheter.

Rapporten bygger på et tredelt metodisk grunnlag bestående av litteraturstudier, kvalitative dybdeintervjuer og en større spørreundersøkelse gjennomført vinteren 2025. Ved å kombinere disse datakildene har vi forsøkt å utvikle et nyansert og helhetlig bilde av hvordan KI påvirker kunnskapsarbeidere i norsk arbeidsliv. Litteraturgjennomgangen har gitt oss et viktig teoretisk og forskningsmessig bakteppe, mens intervjuene har gitt dyp innsikt i erfaringer, refleksjoner og dilemmaer fra ulike bransjer og sektorer. Den kvantitative undersøkelsen har på sin side gitt bredde og generaliserbarhet til analysen, og gjort det mulig å avdekke mønstre og tendenser på tvers av demografiske og yrkesmessige grupper.

Prosjektet er en videreføring av tidligere arbeid gjennomført av SINTEF, blant annet arbeidet som ledet til rapporten «Hvordan påvirker digitalisering akademikeryrkene?» fra 2020, og er et ledd i å utvikle mer robust kunnskap for norske virksomheter og kunnskapsarbeidere, partene i arbeidslivet og øvrige myndigheter. Vårt mål er at rapporten skal gi et godt utgangspunkt for kritisk refleksjon og informerte beslutninger i møte med en teknologi som både gir store muligheter og utfordringer, samt stiller nye krav til organisering, ledelse og samarbeid.

Hovedfunn

Funnene fra intervjuene og spørreundersøkelsen viser at KI er i ferd med å få en mer fremtredende rolle i arbeidshverdagen til kunnskapsarbeidere på tvers av domener og sektorer. Bruk av KI i arbeidslivet er fortsatt i en utforskende fase, og preges i stor grad av eksperimentering. I noen tilfeller skjer testing og eksperimentering gjennom strukturerte og målrettede prosesser, mens den i andre tilfeller drives frem av enkeltansattes egne initiativ og nysgjerrighet. Vi ser at bruk av generativ KI og store språkmodeller er særlig utbredt på tvers av bransjer, noe som kan forklares av at slike KI-verktøy har blitt allmenn forbrukerteknologi gjennom sin tilgjengelighet og brukervennlighet. Samtidig viser funnene at KI-bruk i norsk arbeidsliv handler om mer enn chatbot-løsninger og standardversjonene av store språkmodeller som selges i det åpne markedet. Mange kunnskapsarbeidere bruker KI-baserte spesialverktøy for å løse spesifikke oppgaver i egen arbeidskontekst, for eksempel innen medisin, offentlig sektor eller i industrien. Dette er for så vidt ikke et nytt fenomen, da ulike former for KI har blitt brukt i mange bransjer i flere tiår, men funnene viser at omfanget og utbredelsen er økende.

En stor andel av respondentene fra spørreundersøkelsen rapporterer om en høy grad av opplevd nytteverdi fra KI – særlig i form av tidsbesparelser – til tross for at tilliten til teknologien varierer. KI oppleves som nyttig, men brukerne er bevisste på risikoen for feil, som for eksempel hallusinerer ved bruk av store språkmodeller. Tillit til teknologien forventes å kunne bygges gjennom praktisk erfaring og aktiv involvering av ansatte og tillitsvalgte i utviklings- og innføringsprosesser, samt gjennom klare retningslinjer og opplæring.

Vår forskning viser at det store flertallet av kunnskapsarbeidere ikke anser KI som en trussel mot egen stilling eller yrkesgruppe. Teknologien blir i stor grad vurdert som et verktøy som kan forsterke brukeren i arbeidsutførelsen, blant annet ved å delvis automatisere og/eller effektivisere rutinepregede oppgaver, forbedre informasjonsinnhenting og øke presisjonen i arbeidet. KI brukes i dag hovedsakelig som et støtteverktøy av kunnskapsarbeidere, og i mindre grad som en ren automatiseringsteknologi, selv om fullautomatisering forekommer også. Faglig skjønn og domeneekspertise fremheves fortsatt som uunnværlige elementer i utøvelsen av kunnskapsarbeid, til tross for økt bruk av KI og andre digitale teknologier. Med domeneekspertise (eller domenekunnskap) menes inngående kunnskap, erfaring og forståelse innenfor et spesifikt fagområde eller arbeidsfelt. Fagspesifikk kompetanse er et begrep som er nært beslektet med domeneekspertise og som mange bruker i dagligtalen.

Selv om funnene fra både intervjuene og spørreundersøkelsen viser at de fleste fortsatt anser menneskelig involvering som viktig – at «human-in-the-loop» er viktig – uttrykker en betydelig andel av respondentene samtidig tro på at KI i økende grad vil kunne automatisere og overta ulike arbeidsoppgaver fremover. Det er likevel få som mener en slik utvikling vil gjøre mange kunnskapsarbeidere overflødige eller resultere i en dramatisk reduksjon av arbeidsplasser innen kunnskapsintensive yrker. Dette forklares blant annet med at arbeidsinnholdet endrer seg over tid, at det først og fremst er arbeidsoppgaver som automatiseres og ikke hele jobber, og at KI og annen digital teknologi dessuten skaper nye arbeidsoppgaver (og til og med helt nye yrker) – noe som i sin tur vil kunne bidra til å opprettholde etterspørsel etter menneskelig arbeidskraft. Samtidig er det viktig å både være ydmyk når man forsøker å uttale seg om fremtiden. Historien har vist oss at det er krevende å forutsi nøyaktig hvordan teknologisk utvikling vil arte seg og hvilke effekter man vil få fra teknologien. Det kan således være nyttig å minne om Amaras lov: *«We tend to overestimate the effect of a technology in the short run and underestimate the effect in the long run.»*

Både intervjuene og spørreundersøkelsen indikerer at KI vil lede til nye kompetansekrav. Evnen til å interagere med KI-systemer effektivt og det å forstå hvordan teknologien fungerer i egen arbeidspraksis fremheves som sentrale ferdigheter. Selv om KI vil kunne endre måten kunnskapsarbeid utføres på, tyder våre funn på at tradisjonelle kjernekompetanser som kritisk tenkning, analytisk evne og refleksjon vil bli enda viktigere. Ikke minst vil domeneekspertise og fagspesifikk kompetanse fortsatt være helt essensielt for kunnskapsarbeidere. Disse ferdighetene vil være viktige for å kunne utøve sine arbeidsoppgaver på en god måte, og de vil dessuten være nødvendige for å kunne tolke, vurdere og videreforedle KI-generert informasjon på en ansvarlig og faglig forsvarlig måte. Flere peker også på at det er nettopp disse evnene som setter mennesker i stand til å bruke KI-løsninger kreativt og til å komme opp med de riktige spørsmålene.

KI og andre digitale teknologier gjør det nødvendig å tenke nytt om livslang læring og kontinuerlig faglig utvikling. I en arbeidshverdag hvor KI-verktøy raskt utvikler seg og tas i bruk på nye måter, er det bred enighet blant våre informanter om at det er viktig å etablere en læringsorientert kultur der kunnskapsarbeidere får rom, tid og støtte til å eksperimentere, utvikle seg og forstå hvordan teknologien kan og bør brukes i deres spesifikke arbeidskontekst. Samtidig må det erkjennes at det kan være praktisk krevende å legge til rette for livslang

læring i en travel arbeidshverdag preget av leveransekrav og tidspress. Mange arbeidstakere opplever at det er lite tid til faglig fordypning utover de daglige arbeidsoppgavene, og ikke alle virksomheter har tilstrekkelige ressurser til å tilby systematisk opplæring og kompetanseheving. Dette understreker behovet for at arbeidsgivere og ledere aktivt prioriterer læring som en strategisk innsatsfaktor – og ser investering i kompetanseutvikling som en nødvendig forutsetning for å lykkes med teknologisk endring og innovasjon.

KI kan utfordre kunnskapsarbeiderens autonomi og fagutøvelse på flere måter. Mange av våre informanter uttrykker bekymring for at økt bruk av KI i arbeidslivet kan føre til en gradvis innsnevring av det handlingsrommet som tidligere har kjennetegnet kunnskapsintensive yrker. Et sentralt eksempel er algorit mestyrt ledelse, hvor beslutninger knyttet til oppgavefordeling, prioriteringer og evaluering håndteres av KI og andre digitale teknologier. Dette kan redusere arbeidstakerens mulighet til å utøve selvstendig skjønn og påvirke deres arbeidshverdag negativt. I tillegg trekkes det frem at KI i visse sammenhenger kan erstatte deler av den faglige dømmekraften dersom man lener seg på KI-genererte anbefalinger eller konklusjoner som reduserer menneskets rolle. Dersom KI-genererte svar presenteres som «objektive» eller «nøytrale», kan det oppstå et press om å følge teknologiske anbefalinger uten tilstrekkelig rom for kritisk refleksjon eller alternativ tenkning. Enkelte frykter derfor at KI kan bidra til en standardisering av beslutningsprosesser som undergraver verdien av menneskelig innsikt og profesjonell vurdering. På den annen side kan det argumenteres for at KI også har et potensial til å styrke autonomien hos kunnskapsarbeidere, forutsatt at teknologien brukes på en «forsterkende» måte som ikke tar vekk skjønnsutøvelse og kontroll over arbeidet. Dersom KI brukes som et støtteverktøy og ikke som erstatning for faglig skjønn, kan det bidra til å frigjøre tid fra rutinepregede eller administrative oppgaver. Dette kan gi rom for mer verdiskapende arbeid, dypere analyse, og større mulighet for kreativ problemløsning. Et godt KI-samspill forutsetter imidlertid at kunnskapsarbeideren beholder kontroll over hvordan oppgaver løses og når det er hensiktsmessig å støtte seg til teknologiens svar og anbefalinger.

Et viktig funn fra prosjektet er at prinsippet om tidlig og reell involvering av tillitsvalgte og ansatte praktiseres svært ulikt, på tvers av sektorer og domener. Noen virksomheter involverer tillitsvalgte og øvrige ansatte tidlig i idé- og utviklingsfasen, mens andre gjør det først i implementeringen eller ikke i det hele tatt. Disse variasjonene gjelder både i offentlig og privat sektor. Tallene fra spørreundersøkelsen viser at under en tredjedel av tillitsvalgte blir involvert i KI-relaterte prosesser knyttet til teknologivalg, utvikling eller implementering av nye løsninger. Dette er på tvers av sektorer og tyder på at det fortsatt er et betydelig forbedringspotensial når det gjelder å etterleve intensjonene i hovedavtalene, som vektlegger tidlig og reell medvirkning av tillitsvalgte og øvrige ansatte. Manglende involvering kan svekke både forankring og tillit, og redusere muligheten for å utvikle teknologiløsninger som er godt tilpasset de spesifikke arbeidskontekstene. Vi mener det er særdeles viktig at tillitsvalgte og ansatte involveres aktivt i medvirkningsprosesser som omhandler KI, da teknologien har potensial til å få store konsekvenser for kunnskapsarbeidere på tvers av domener og sektorer, og for å ivareta sentrale prinsipper som er viktige i norsk arbeidsliv.

1 Innledning

Denne rapporten er resultatet av forskningsprosjektet *Kunstig intelligens i kunnskapsarbeid og samspillet med den norske modellen*, gjennomført av SINTEF Digital på oppdrag fra Akademikerne. Prosjektet springer ut fra et økende behov for kunnskap om hvordan innføring av kunstig intelligens (KI) påvirker kunnskapsarbeideres (akademikeres) arbeidshverdag, når det gjelder arbeidsinnhold, oppgaver og måten arbeidet utføres på. Videre har et sentralt formål vært å undersøke hvordan fundamentale prinsipper i det norske arbeidslivet – som autonomi, medvirkning og involvering, tillit og kompetanse – utfordres eller endres i møte med KI. Disse verdiene har i lang tid vært sett på som grunnpilarer i norsk konkurransekraft. Et relevant og viktig spørsmål blir derfor: Hvordan påvirkes disse verdiene og de underliggende tankesettene i den norske modellen når KI i økende grad integreres i arbeidslivet?

I 2020 utga SINTEF Digital rapporten «Hvordan påvirker digitalisering akademikeryrkene?» (Andersen, Kamsvåg og Torvatn, 2020). Der ble det blant annet pekt på at analysearbeid og refleksjonsprosesser, oppgaver som er viktige i de fleste akademikeryrker, ikke er skjermet for digitalisering eller automatisering. Samtidig har kreativitet og *emosjonell intelligens* blitt fremholdt som evner det ikke er mulig å automatisere. De siste fremskrittene innen KI, særlig innen generativ KI og store språkmodeller, utfordrer imidlertid denne antakelsen – uten at det nødvendigvis innebærer en redusert etterspørsel etter menneskelig arbeidskraft for oppgaver der slike evner kreves. Rapporten fastslo videre at digitale teknologier, og da særlig KI, vil ha stort potensiale til å påvirke arbeidsdelingen mellom menneske og maskin. Dette skjer blant annet ved at det stilles nye krav til kompetanse, arbeidsutførelse og teknologiforståelse, i tillegg til at sentrale forhold som ledelse, medvirkning og involvering påvirkes. *Kunstig intelligens i kunnskapsarbeid og samspillet med den norske modellen*, har hatt som formål å videre utforske noen av problemstillingene som ligger implisitt i disse funnene opp imot til det vi overordnet kan kalle kunnskapsarbeid.

Sosiologen Sverre Lysgaard publiserte i 1961 et narrativ på systemnivå om arbeidsplassen som et arnested for konflikter mellom en umettelig ledelse i et kravstort marked og en sårbar arbeidsstyrke, preget av press i arbeidssituasjonen, utrygghet og mangel på medbestemmelse. Den norske modellen er derimot ofte beskrevet som «(...) *samspillet mellom det organiserte arbeidslivet, brede offentlige velferdsordninger og den økonomiske politikken. God sammenheng og samvirke mellom ulike politikkområder er avgjørende for å ha en samfunnsutvikling med høy sysselsetting og små forskjeller. Den norske modellen med trepartssamarbeid mellom partene i arbeidslivet og myndighetene, og med etablerte institusjoner som kan håndtere konflikter innenfor samarbeidet, har historisk sett vært en suksess*» (NOU2021:2, s. 23).

På arbeidsplassnivået er den norske modellen på den ene siden formelt satt i system gjennom medvirkning av tillitsvalgte som skal samarbeide med ledelsen og sikre god ivaretagelse av arbeidstakersiden. På den andre siden har norsk arbeidsliv også lang tradisjon for godt uformelt samspill mellom medarbeidere og ledere, med liten grad av hierarki, høy grad av autonomi og selvledelse, og en arbeidsstyrke preget av høy kompetanse. Dette har til sammen over tid skapt grunnlag for en høy grad av tillit mellom partene, som har blitt omtalt som «gullet» (Andreasson, 2017) i arbeidslivet med tanke på effektivitet, investeringsvilje og konkurransekraft. I Arbeidsmiljøloven er retten til medvirkning og involvering nedfelt, blant annet at arbeidstakere har rett til å medvirke i endringer på arbeidsplassen som direkte påvirker dem på den ene eller andre måten.

KI har potensiale til å være høyst inngripende i arbeidshverdagen til akademikere. Hva skjer med samspillet mellom partene dersom ledelse blir algoritmestyrte? Dersom algoritmer fordeler arbeidsoppgaver, bestemmer

arbeidsutførelse, legger føringer for behovet for kompetanse, og tar over rutineoppgaver som i dag fungerer som viktig kompetanseutvikling for nyutdannede? Hvordan formes arbeidsinnholdet til norske kunnskapsarbeidere av moderne KI, og hvordan skal man sørge for å ta i bruk teknologien på en fornuftig måte? Hvordan skal man unngå negative konsekvenser som ukritisk bruk av KI kan lede til? Sammen med Akademikerne har vi reflektert over hvordan vi skal sikre *gullet* i norsk arbeidsliv og om innføring av KI på arbeidsplassen forstås som en endring hvor tillitsvalgte skal medvirke og arbeidstakere være involvert, både når det gjelder kritisk tenkning rundt etikk og personsikkerhet, og direkte knyttet til arbeidsoppgaver og organiseringen av disse. Vi vet at mange ting vil påvirkes, men forholdsvis lite om nøyaktig hvordan, og ikke minst i en norsk kontekst. Denne rapporten representerer i så måte en påbygning av kunnskapsplattformen fra forrige forskningsprosjekt, i en tid der arbeidslivet i økende grad er i ferd med å utforske og ta i bruk KI i en betydelig større skala enn bare for noen få år siden.

1.1 Rapportens ledende problemstillinger og oppbygning

Vi står midt i en teknologisk utvikling som forventes å få stadig større betydning for hvordan kunnskapsarbeid organiseres og utføres. Selv om vi befinner oss i en tidlig fase av denne utviklingen, er det viktig å bygge en solid kunnskapsplattform som kan støtte norske virksomheter og partene i arbeidslivet i å ta informerte, fremtidsrettede og ansvarlige valg. Denne rapporten er et bidrag til en kunnskapsplattform for at norsk arbeidsliv, og da især kunnskapsarbeidssegmentet, skal kunne navigere best mulig i samspill med KI.

Til tross for at vi på mange måter befinner oss i et tidlig stadium – det forventes en stadig økende utbredelse av KI i arbeidslivet og dertil økt kompleksitet – er det kritisk å etablere denne kunnskapsplattformen slik at vi er rustet til å gjøre best mulige valg fremover. Det vil være viktig å prøve og feile, samtidig som at forskningen kan bidra til at vi har en bevissthet rundt faktorer det vil være viktig å hensynta i disse valgene for at vi ikke skal kompromittere det som gjør norsk arbeidsliv konkurransedyktig, samt et godt sted å være for arbeidstakere flest. Formålet med rapporten er å gi økt innsikt i hvordan KI påvirker kunnskapsarbeid i norsk arbeidsliv og hvordan sentrale aspekter ved den norske modellen berøres av denne utviklingen. Rapporten skal likevel ikke bare bidra til økt forståelse av utviklingstrekk og mulige konsekvenser, men også legge grunnlag for kritisk refleksjon rundt hvordan KI bør innføres, organiseres og brukes i norsk kontekst.

Datainnsamlingen ble gjort i henhold til følgende ledende problemstillinger:

- Hvordan påvirker implementering og bruk av KI kunnskapsarbeidere i arbeidsutførelsen?
- Hvilke endrede kompetansebehov opplever kunnskapsarbeidere som følge av at KI integreres i arbeidslivet?
- Påvirker KI kunnskapsarbeideres autonomi og graden av tillit på arbeidsplassen?
- Hvordan er partene på norske kunnskapsarbeidsplasser involvert i innføring, bruk og drift av KI, og på hvilken måte er dette viktig for å lykkes?

Rapporten er ikke organisert etter de overordnede problemstillingene, men er heller basert på funnene som ble gjort og som vi har forsøkt å sette sammen til et «naturlig narrativ». Funnene er innhentet via ulike datainnsamlingsmetoder. Det er gjort litteraturstudier for å lære av hva andre har forsket på og funnet ut på tvers av faglige disipliner, det er gjennomført kvalitative dybdeintervjuer både med fokusgrupper og med enkeltpersoner, og det er gjennomført en spørreundersøkelse (panelundersøkelse) blant arbeidstakere som kan

kategoriseres som kunnskapsarbeidere. Denne metodetrianguleringen har gitt oss et bredere grunnlag å bygge kunnskap på, og har naturlig nok bidratt til å forme rapportens oppbygning.

1.2 Praktisk leseguide

Rapporten dekker et bredt spekter av temaer og er relativt omfattende. Vi har derfor lagt vekt på å strukturere kapitlene i en logisk rekkefølge, slik at leseren lettere kan følge resonneringen og forstå diskusjonene som kommer i de avsluttende kapitlene. Samtidig er vi klar over at omfanget kan gjøre det krevende å fordøye all informasjonen og diskusjonene som reises. For å gjøre det enklere å navigere i rapporten, presenterer vi derfor en enkel leseguide som gir et overblikk over hva de ulike kapitlene inneholder og hvem de særlig vil være relevante for:

Kapittel 2: *Metode*. Dette kapitlet beskriver hvordan vi har gått frem for å samle inn og analysere dataene som rapporten bygger på. Det forklarer hvordan vi har kombinert litteraturstudier, kvalitative dybdeintervjuer og en større spørreundersøkelse for å belyse hvordan KI påvirker kunnskapsarbeidere i norsk arbeidsliv. Kapitlet er relevant for lesere som ønsker en oversikt over forskningsmetodene vi har benyttet, og som vil forstå hvordan datagrunnlaget for rapporten er etablert og analysert.

Kapittel 3: *Kunstig intelligens – en enkel innføring i et enormt fagfelt*, gir en enkel introduksjon til hva KI er og hvordan teknologien har kommet dit den er i dag. Vi gir korte beskrivelser av de mest vanlige KI-metodene og forklarer på et overordnet nivå hvordan de fungerer. Videre skriver vi om muligheter og utfordringer forbundet med teknologien. Kapitlet egner seg godt for lesere som ønsker grunnleggende innsikt i teknologien og flere av fagbegrepene som brukes videre i rapporten. Kan man en del om KI i utgangspunktet vil dette være kjent stoff.

Kapittel 4: *Kunstig intelligens og kunnskapsarbeid – drypp fra forskning*, gir en oversikt over relevant internasjonal og nasjonal forskning knyttet til KI og kunnskapsarbeid. Kapitlet diskuterer blant annet hvordan KI påvirker produktivitet, arbeidsinnhold, kompetansebehov og autonomi. Det belyses også hvordan tillitsvalgte kan spille en rolle i digitaliseringsprosesser, samt betydningen av kommende reguleringer som EUs KI-forordning. Kapitlet er særlig relevant for lesere som ønsker å innsikt i hva forskningen sier om KI og dens innvirkning på arbeid, med et særskilt søkelys på kunnskapsarbeidere.

Kapittel 5: *Presentasjon av funn fra kvalitative data*. Dette kapitlet bygger på dybdeintervjuer med kunnskapsarbeidere fra både offentlig og privat sektor. Kapitlet gir innsikt i hvordan KI faktisk tas i bruk i ulike sektorer, hvilke erfaringer som er gjort, og hvilke muligheter og utfordringer som oppleves og hvordan ansatte og tillitsvalgte involveres. Kapitlet vil være særlig interessant for de som ønsker rike beskrivelser av hvordan KI påvirker kunnskapsarbeidere i ulike sektorer og domener.

Kapittel 6: *Presentasjon av funn fra panelundersøkelse*. I dette kapitlet presenteres funn fra en større spørreundersøkelse blant høyt utdannede arbeidstakere. Kapitlet viser blant annet hvor utbredt bruken av KI er i ulike sektorer, hva slags arbeidsoppgaver teknologien brukes til, hvordan den påvirker arbeidshverdagen, hva slags holdninger og erfaringer ansatte har og grad av involvering. Dette kapitlet har deskriptive analyser og er særlig nyttig for de som ønsker kvantitativ innsikt i hvordan KI påvirker norske kunnskapsarbeidere og virksomheter.

Kapittel 7: *Avsluttende refleksjoner*. I dette avsluttende kapitlet forsøker vi å trekke sammen trådene fra de ulike delene av rapporten og foreta en syntese med utgangspunkt i de ulike datakildene. Vi diskuterer blant annet mulige konsekvenser for kunnskapsarbeidere og arbeidslivet, forventninger knyttet til kompetansebehov, innvirkning på autonomi, tillit til teknologien og medvirkning. Vi avslutter med «våre anbefalinger» rettet mot kunnskapsarbeidere, virksomheter og myndigheter. Dette kapitlet bør leses av de som ønsker en diskusjon om de ulike temaene som er sentrale i rapporten, og som er opptatt av hvordan vi kan bruke KI på en ansvarlig og bærekraftig måte som er i tråd med verdiene i den norske modellen.

2 Metode

2.1 Forskningsdesign

Forskningsprosjektet er sentrert rundt komplekse problemstillinger på et nivå (arbeidsplassnivået), og i en kontekst hvor det finnes relativt lite forskning fra før. Problemstillingene krever både dybdeinnsikt for å identifisere og forstå samspillmekanismene og påvirkningsfaktoren som det etterspørres kunnskap om, og videre breddeinnsikt for å kunne si noe mer om utbredelse. Datainnsamlingen har derfor blitt gjennomført ved metodetriangulering – som inkluderer litteraturstudier, et visst antall kvalitative dybdeintervjuer og en større spørreundersøkelse (panelundersøkelse gjennomført med hjelp av Akademikerne og Respons Analyse). Dette har bidratt til å styrke studien og dens resultater totalt sett.

Gitt at det er begrenset forskning på feltet, konteksten og nivået fra før, var det behov for åpen utforskning av problemstillingene som forberedelse til breddestudien. Kvantitative spørreundersøkelser kan gi gode svar på utbredelse og omfang av fenomener, men det er da behov for at det foreligger tilstrekkelig kunnskap om fenomenene som skal utforskes. I dybdeintervjuer er det mulighet til å stille «dypere» spørsmål, noe som igjen kan bidra i analysearbeidet med dataene fra spørreundersøkelsen ved at vi lettere kan vurdere potensialet for årsaksmodeller og mulige interessante korrelasjoner. Det vil si at vi med en kvalitativ forundersøkelse kan dra *dybden* i analysene litt lenger enn kun til det deskriptive. Dette gir også et godt grunnlag for videre utvikling av begreper, hypoteser og/eller teorier.

2.2 Datainnsamling og dataanalyse

Datainnsamlingen foregikk fra september 2024 til mars 2025; Tabell 1 viser når de ulike dataene ble samlet inn. Forskningsprosessen gikk fram og tilbake mellom datainnsamling og dataanalyse i hele datainnsamlingsperioden. Basert på litteraturstudien og dybdeintervjuene ble det utviklet en analysemodell, som beskrives nærmere i delkapittel 2.2.4.

Metode	Sept-24	Okt-24	Nov-24	Des-24	Jan-25	Feb-25
Litteraturstudier						
Intervjuer						
Panelundersøkelse						

Tabell 1. Datainnsamlingsmetoder og datainnsamlingsperiode.

2.2.1 Litteraturstudier

Det finnes en del internasjonal forskning og litteratur som belyser både muligheter og utfordringer knyttet til KI, samt spillet mellom mennesker og KI i kunnskapsintensive yrker. Det er derimot lite forskning som utforsker hvordan KI påvirker norske kunnskapsarbeidere mer direkte eller hvordan teknologien lar seg forene med den norske modellen. Formålet med litteraturstudiene var å avdekke hva tidligere forskning har kommet frem til når det gjelder hvilke virkninger moderne KI har på kunnskapsarbeid, og samtidig avdekke kunnskapshull relatert til våre problemstillinger.

Litteratur ble oppsøkt gjennom søkemotorer som Google Scholar og Scopus, og eksempel på sentrale søkeord/søkestrenger som ble brukt var: «artificial intelligence AND knowledge work», «artificial intelligence AND employee autonomy OR control over work», «artificial intelligence AND task allocation OR workflow AND knowledge work». Ettersom vi undersøkte en rekke ulike temaer i forbindelse med studien, har vi ikke inkludert en fullstendig liste av søkeord og søkestrenger her. Litteraturstudien tok utgangspunkt i utviklingen av relativt konsentrerte søkestrenger både for å sikre bredde og spissing. Det er viktig å forsøke å tolke implikasjonene av internasjonal forskning som er gjort på disse temaene og fenomenene inn i en norsk kontekst, samtidig som vi må ha en kritisk vurdering av hvilke funn som er generaliserbare og hvilke som ikke er det.

Litteraturstudiene står på egne ben i form av at de representerer en sammenfattet kunnskapsinnhenting av status på feltet i dag, samtidig som de har utgjort en viktig forståelsesramme for innhenting og analyse av dataene vi har fått fra dybdeintervjuer og spørreundersøkelsen.

2.2.2 Kvalitative intervjuer

For alle intervjuer, både enkeltintervjuer og fokusgruppeintervjuer, ble det benyttet semi-strukturerte intervjuguider for å sikre spissing mot ønskede tema samtidig som vi ønsket friere refleksjon fra informantene. Fokusgruppeintervju er en velegnet metode for å utvikle kunnskap som gir en dypere forståelse av erfaringer, opplevelser og meninger i en gruppe, og som bidrar til felles læring og refleksjoner som kan gi innsikt utover det man får gjennom dybdeintervjuer med enkeltrespondenter. Forskerne har her en viktig rolle som moderator, samtidig som det er viktig å sikre gode data for analyse. Fokusgruppeintervju ivaretar også behovet for tilstrekkelig bredde og dybde i data, noe som fordrer både et visst antall respondenter og kvalitativ forskningsmetodikk.

Noen av intervjuene ble gjennomført av to forskere, mens noen ble gjennomført av én forsker. Der det var mulig ble intervjuet nedtegnet ord for ord underveis i intervjuet av den ene av disse to forskerne mens den andre var ordstyrer samt hadde hovedansvar for å stille spørsmål. Der hvor en forsker gjennomførte intervjuet alene ble det gjort opptak. Til sammen har dette gitt oss svært komplette datasett fra intervjuene med rike beskrivelser som et resultat av oppfølgingsspørsmål og oppklaringer underveis i intervjuet. I enkelte tilfeller har vi tatt kontakt med informant etter intervjuet for oppklaring og utdyping.

Alle informanter var blitt informert og brifet på forhånd, gjennom utsendt informasjonsmateriell og dialog med en av forskerne. I oppstarten av hvert intervju ble alle informanter på nytt informert om at deltakelse var frivillig og anonym. Alle intervjuene varte stort sett i ca. en time. Informantene ble valgt ut for å representere ulike akademikeryrker, og for å dekke både offentlig og privat sektor. Vi gjorde også et bevisst skille mellom statlig og kommunal sektor for å dekke denne distinksjonen.

Det ble gjennomført til sammen fem fokusgruppeintervjuer og ni enkeltintervjuer. Bransjene/arbeidsstedene som ble dekket var: bank og finans, olje og gass, advokatbransjen, kommunal sektor, statlig sektor (to etater), konsulentbransjen (IT og næringsbygg), energirådgivning og medisin. Det betyr at vi i enkelte tilfeller hadde flere intervjuer innen samme bransje. Fem av informantene var tillitsvalgte. Disse fikk de samme spørsmålene som resten av de vi intervjuet, men vi inkluderte i tillegg spørsmål som gikk på deres rolle som tillitsvalgte i forbindelse med KI-relaterte prosesser, involvering og medvirkningsmuligheter og lignende.

Dette betyr at vi ikke har prioritert å få et representativt utvalg som er dekkende for alle bransjene og yrkesgruppene man finner i Akademikerne. Intensjonen var heller å få et strategisk sammensatt utvalg bestående av informanter med god forståelse og interesse for KI innen eget yrke og domene (arbeidssted), og som ønsket å delta for å være med å utvikle ny kunnskap om samspillet mellom kunstig intelligens og norske kunnskapsarbeidere. Følgende yrkesgrupper har deltatt i intervjuene: Siviløkonomer, samfunnsøkonomer, samfunnsvitere, advokater, advokatfullmektiger, leger, ph.d.-kandidat (medisin og etikk), ingeniører (bygg og maskin), dataingeniører, naturvitere, arkitekter og designere.

Vi benyttet en semi-strukturert intervjuguide i gjennomføringen av disse dybdeintervjuene, og narrative/temaene fra intervjuene ble analysert av forskerne både individuelt og i fellesskap. I analysen lånte vi elementer både fra grounded theory og fra retorisk analyse, som er analysemetoder som vektlegger data over teori og som er velegnet til å bygge bro mellom beskrivelse og forståelse, likevel med et stadig blikk på relevant teori og kontinuerlig sammenligning med denne.

2.2.3 Kvantitativ spørreundersøkelse – Akademikernes panelundersøkelse

I samarbeid med Respons Analyse har vi gjennomført en større spørreundersøkelse på oppdrag fra Akademikerne vinteren 2025. SINTEF utviklet, i tett dialog med Akademikerne, en egen spørsmålsmodul om «KI i arbeidslivet». Denne modulen ble inkludert i den 19. runden av Akademikerpanelet, som ble distribuert og gjennomført i januar 2025. Undersøkelsen har blant annet kartlagt utbredelsen og bruk av KI-verktøy blant norske kunnskapsarbeidere, og belyst hvilke typer arbeidsoppgaver som berøres av KI og forventninger knyttet til automatisering, og hvordan teknologien påvirker arbeidsprosesser, effektivitet og produktivitet. Vi har også undersøkt ansattes holdninger til KI, inkludert etiske refleksjoner, tilgang til opplæring, og i hvilken grad de opplever å være involvert og hørt i prosesser knyttet til utvikling og implementering av KI-løsninger.

Data ble samlet inn digitalt via web, og respondentene mottok invitasjon til undersøkelsen enten per SMS eller e-post, basert på oppgitt kontaktpreferanse. Den praktiske gjennomføringen av datainnsamlingen ble ivarettatt av Respons Analyse, som også har bistått med utforming og forbedring av enkelte spørsmålsformuleringer, samt utarbeidelse av utvalgte tabeller og grafer. Utvalget bestod av personer som har oppgitt minst mastergrad som høyeste fullførte utdanningsnivå. Spørsmålene var ble enten stilt som ordinære spørsmålsformuleringer eller i form av påstander, for eksempel ««Jeg opplever at ledelsen i min virksomhet har involvert de ansatte i utviklingen av KI-systemer»», Det ble bruk standard fempunkts Likert-skala som svars skala; eksempelvis «1. Helt enig 2. Enig 3. Verken enig eller uenig 4. Uenig 5. Helt uenig». I tillegg ble svaralternativ «vet ikke/ikke relevant» inkludert.

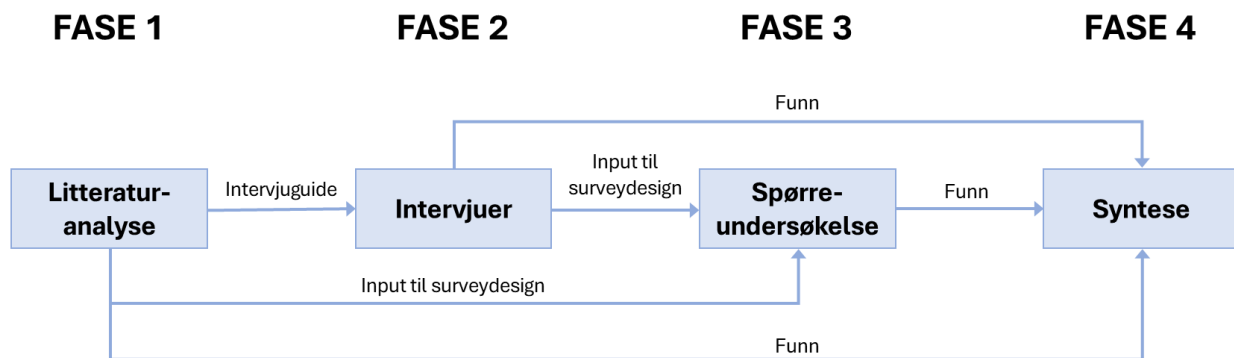
Av dataene fra panelundersøkelsen ble det gjort deskriptive analyser gjennomført av både Respons Analyse og SINTEF. SINTEF har videre foretatt en faktoranalyse med den hensikt å redusere relaterte spørsmål til samlende «faktorer», som både beskriver og lar oss validere i hvilken grad de identifiserte faktorene/begrepene (statistisk) gir mening. Videre er det gjort en stianalyse som gir oss en mulighet til å sette latente (skjulte) faktorer i sammenheng og gjøre en regresjonsanalyse på hvordan de ulike faktorene samvarierer. Hensikten med stianalyse, også kjent som strukturmodellering, er å undersøke og kvantifisere hvordan ulike variabler påvirker hverandre i et system av sammenhenger. Metoden kan brukes for å teste teoretiske modeller og for å analysere både direkte og indirekte effekter mellom variabler. Ved hjelp av stianalyse kan man for eksempel undersøke hvordan ulike faktorer samlet sett påvirker et utfall, og hvorvidt noen av effektene går via mellomliggende (medierende) variabler. Dette gir bedre innsikt i de underliggende mekanismene bak observerte sammenhenger enn enklere analyser som kun ser på to variabler av gangen.

2.2.4 Beskrivelse av analyse og analysemodell

For å undersøke hvordan KI påvirker kunnskapsarbeidere og arbeidsprosesser i norsk arbeidsliv, har vi benyttet metodetriangulering eller en såkalt «mixed method approach» bestående av litteraturstudier, kvalitative intervjuer og en kvantitativ panelundersøkelse. Analysen er gjennomført i flere faser, der dataene fra de tre forskningsmetodene har både blitt analysert hver for seg og deretter syntetisert i en helhetlig analyse.

Arbeidet startet med et bredt anlagt litteratursøk og gjennomgang av nasjonal og internasjonal forskning. Innsikten herfra bidro til å identifisere relevante temaer og problemstillinger, og var med å danne et grunnlag for utarbeidelsen av intervjuguide. Vi gjennomførte deretter en rekke kvalitative intervjuer med kunnskapsarbeidere, ledere og tillitsvalgte i ulike sektorer. Intervjuene ble analysert ved hjelp av en tematisk tilnærming, hvor vi identifiserte mønstre og variasjoner i erfaringer og perspektiver på bruk av KI. Funnene herfra ga både kontekst og dybde, og bidro til å konkretisere hvilke problemstillinger som burde belyses bredere i en kvantitativ undersøkelse. Med bakgrunn i innsiktene fra de kvalitative intervjuene utviklet vi en spørsmålsmodul til Akademikerpanelet. Den kvantitative undersøkelsen gjorde det mulig å undersøke utbredelse, erfaringer, holdninger og opplevde konsekvenser av KI-bruk blant et bredt utvalg kunnskapsarbeidere på tvers av sektorer.

Etter at hver datakilde var analysert, ble det gjennomført en syntese der funn fra litteratur, kvalitative intervjuer og spørreundersøkelsen ble trukket sammen. Dette ga oss muligheten til å se helhetlige mønstre, sammenhenger og avvik – og styrket validiteten i tolkningene. Ved å integrere ulike typer data har vi forsøkt å oppnå et mer nyansert og robust bilde av hvordan KI påvirker kunnskapsarbeid i praksis, og hvilke implikasjoner det har for kompetanse, autonomi, produktivitet og medvirkning i norsk arbeidsliv. Figur 1 viser rekkefølgen i gjennomføringen av forskningsmetodene og hvordan data/funn fra de ulike metodene ble brukt som input i metodene som fulgte.



Figur 1: Gjennomføring av forskningsmetoder.

2.2.5 Reliabilitet og validitet

Reliabilitet og validitet henger tett sammen med intervjuers atferd underveis i intervjuet og også med interratere enighet av analysene og tolkningene (Thagaard, 2018).. Som intervjuere var forskningsteamet opptatt av å opptre nøytrale og balanserte, og diskuterte tolkninger og funn kontinuerlig med hverandre. Ikke minst ble passende feltforskningsatferd gjennomgått og diskutert på forhånd. Dette er også en viktig betingelse for validitet (Lincoln & Guba, 1986). Validitet avhenger av et tilpasset teoretisk rammeverk, riktig valg av

forskningsdesign og -metodikk, overgangen fra muntlig til skrevet språk, og den gode meta-analysen (Thagaard, 2018).

Intervjuene ble i sin helhet skrevet ned i løpet av intervjusituasjonen for å sikre en gyldig overgang fra muntlig til skriftlig språk. Analyseprosessen av data ble nøye håndtert, og tolkninger og konklusjoner ble kryssjekket både internt mellom forskerne og med den utvidede referansegruppen som deltok i dialogmøter. I tillegg har vi kontaktet enkelte av informantene for å avklare at vår fortolkning av informasjonen som kom frem i intervju er i samsvar med det de ønsket og forsøkte å formidle. Disse prosedyrene samsvarer i stor grad med Guba og Lincolns kriterier for troverdighet (Lincoln & Guba, 1986). Studiens teoretiske underlag ble også revurdert for å identifisere eventuelt underliggende verdier og betingelser, potensielle begrensninger og skjulte bias som kunne tenkes å påvirke tolkningen av funnene.

2.3 Kvalitetssikring

Kvalitetssikring har vært en integrert del av arbeidet i dette prosjektet for å sikre faglig soliditet, metodisk presisjon og gyldige tolkninger av datamaterialet. Vi har lagt vekt på både intern og ekstern kvalitetssikring i de ulike fasene av forskningsprosessen.

Det faglige arbeidet og utkastene til rapporten har vært underlagt intern kvalitetssikring i SINTEF. Kolleger med relevant kompetanse har gjennomgått sentrale deler av prosjektets innhold, herunder metodiske valg, analysestrategier og sentrale funn. Denne kvalitetssikringen har bidratt til å styrke presisjonen i analysene og tydeliggjøre begrepsbruk og konklusjoner. I tillegg til intern kvalitetssikring har Akademikerne og eksterne fagpersoner fått anledning til å lese gjennom rapportutkastet og komme med innspill. Disse innspillene har vært viktige for å sikre at prosjektet er relevant og nyttig sett fra ulike faglige og praktiske perspektiver, og har bidratt til å avdekke eventuelle blindsoner og feiltolkninger.

Som ledd i kvalitetssikringen av de kvalitative dataene har vi også hatt kontakt med enkelte informanter i etterkant av intervjuene. Dette har som nevnt vært viktig for å kontrollere at våre tolkninger av utsagn og beskrivelser er i samsvar med det informantene mente å formidle. Denne formen for validering har styrket validiteten i fortolkningen av de kvalitative dataene og bidratt til mer presise analyser og beskrivelser.

3 Kunstig intelligens – en enkel innføring i et enormt fagfelt

Kunstig intelligens har utviklet seg til å bli et omfattende fagfelt og en gjennomgripende teknologi med stor innflytelse på arbeids- og næringslivet og samfunnet som helhet. For å kunne forstå hvordan KI påvirker arbeidslivet og kunnskapsarbeidere er det nyttig å etablere en grunnleggende forståelse av hva KI er, og hvilke hovedretninger, undergrener og utviklingstrekk som preger fagfeltet. Hensikten med dette kapittelet er å gi lesere av rapporten – uavhengig av fagbakgrunn og teknisk kompetanse – en enkel og lettfattelig innføring i KI og dens viktigste undergrener. Dette skal gjøre det enklere å følge og reflektere over de faglige diskusjonene og analysene i de påfølgende kapitlene, som blant annet tar for seg hvordan KI anvendes blant norske kunnskapsarbeidere, og hvilke muligheter og utfordringer teknologien gir. Vi understreker at dette kapitlet er ment som en introduksjon på overordnet nivå, og ikke som en uttømmende eller fullstendig fremstilling av KI som fagfelt. I tekstboksen nedenfor følger en oppsummering av kapittelet:

- KI brukes som en samlebetegnelse for algoritmer som utfører oppgaver som normalt krever menneskelig intelligens. Det er vanlig å dele KI inn i to hovedretninger: *symbolsk KI* (regelbasert og forklarbar, for eksempel såkalte ekspertsystemer) og *subsymbolsk KI* (statistisk og datadrevet, som maskinlæring og dype nevrale nettverk).
- Maskinlæring er en meget viktig gren innen KI og danner grunnlaget for svært mange av de mest avanserte KI-systemene vi har i dag. Når vi snakker om KI i dagligtalen, er det ofte maskinlæring vi refererer til. Maskinlæring gjør det mulig for datamaskiner å oppdage mønstre, trekke slutninger og forbedre ytelsen basert på data – uten behov for eksplisitt programmering eller forhåndsdefinerte regler.
- Kunstige nevrale nettverk er en undergren av maskinlæring som er inspirert av menneskehjernen. Slike nettverk er blant de mest sentrale KI-metodene i dag og har svært mange anvendelsesområder – fra bildegjenkjenning til prediksjon og store språkmodeller.
- KI-utviklingen er drevet av fire hovedfaktorer: 1) Betydelig større tilgang til datakraft i det åpne markedet, 2) tilgang på mer data fra kilder som internett, sensorikk og IoT-løsninger, offentlige registre osv, 3) nettverk som sikrer effektiv flyt av data og 4) mer avanserte og sofistikerte algoritmer.
- De siste årene har generativ KI – og da særlig store språkmodeller som for eksempel ChatGPT (OpenAI) og Gemini (Google) – fått stor utbredelse og mange bruksområder. Slike modeller trenes på enorme datamengder og kan brukes til å generere tekst, bilder, lyd, video, programmeringskode og mer.
- Store språkmodeller blir av enkelte omtalt som en såkalt «general purpose technology» fordi slike KI-modeller kan brukes til å løse mange ulike oppgaver uten å være forhåndsprogrammerte for å håndtere spesifikke oppgaver. Dette skiller seg fra «smal KI» (narrow AI) som utvikles for å håndtere spesifikke oppgaver og som historisk sett har vært mest vanlig (svært mange av KI-løsningene som brukes i dag er likevel «smal KI»).
- Mange av dagens KI-løsninger preges av den såkalte «black box-problematikken», ettersom den underliggende arkitekturen – særlig i dype nevrale nettverk – ofte er så kompleks at det er vanskelig eller helt umulig å forstå hvordan systemet kommer frem til sine beslutninger eller anbefalinger.

3.1 De fire hovedfaktorene som har gitt oss dagens kraftige KI-teknologier

KI er et stort tverrfaglig fagfelt og teknologiområde som har utviklet seg svært raskt de siste tiårene. Det som en gang var teoretiske idéer, hovedsakelig begrenset til forskningsmiljøer innen akademisk eller store statlige aktører som det amerikanske militæret og romfart, har i dag blitt en praktisk og kraftfull teknologi som påvirker mer eller mindre alle bransjer (Mitchell, 2019). Denne utviklingen er takket være fire hovedfaktorer: tilgang til mer og billigere datakraft, en eksponentiell vekst i tilgjengelige data, nettverk som sørger for effektiv dataflyt og mer avanserte algoritmer (Strömke, 2023). Samspillet mellom disse faktorene har ført til at vi i dag har KI som kan brukes til å løse konkrete problemer på måter som tidligere var utenkelig.

En av de viktigste driverne bak KI-revolusjonen er den enorme økningen av tilgjengelig datakraft. Tidlig KI-forskning som fant sted på 1950- og 60-tallet var begrenset av datakraftressursene som var tilgjengelige på den tiden. Forskere i denne perioden utviklet likevel en god del av det matematiske metodegrunnlaget som mye av dagens KI baseres på, men de hadde relativt primitive datamaskiner (sammenlignet med i dag) og begrenset datakraft til rådighet, noe som gjorde det vanskelig å omsette de ambisiøse ideene og metodene til praktisk problemløsning og anvendelse i den virkelige verden (Ananthaswamy, 2024; Mitchell, 2019).

Spådommen fremsatt i 1965 av medgründeren av Intel, Gordon Moore, forklarer hvordan økningen av datakraft har skjedd. Moore sin spådom, ofte referert til som *Moore's lov*, sier at antallet transistorer som kan plasseres på en integrert krets dobler seg omtrent hver 18. til 24. måned, og har ført til en jevn økning i datakraft samtidig som kostnadene per transistor har gått ned (Moore, 1965). Denne spådommen har i stor grad vist seg å opprettholdes over tid, og har dermed resultert i en eksponentiell økning av datakraft i over 50 år. I tillegg har utviklingen av spesialtilpassede databrikker, og særlig grafikkprosessorer (GPUer – graphics processing unit) som opprinnelig var utviklet for dataspill, gjort det mulig å utvikle langt mer komplekse KI-modeller. Dette skyldes at GPUer egner seg svært godt for å håndtere de enorme regneoperasjonene som kreves for at moderne KI-modeller skal kunne *lære* og gjøre slutninger (ofte referert til som *inferens* innen KI-feltet).

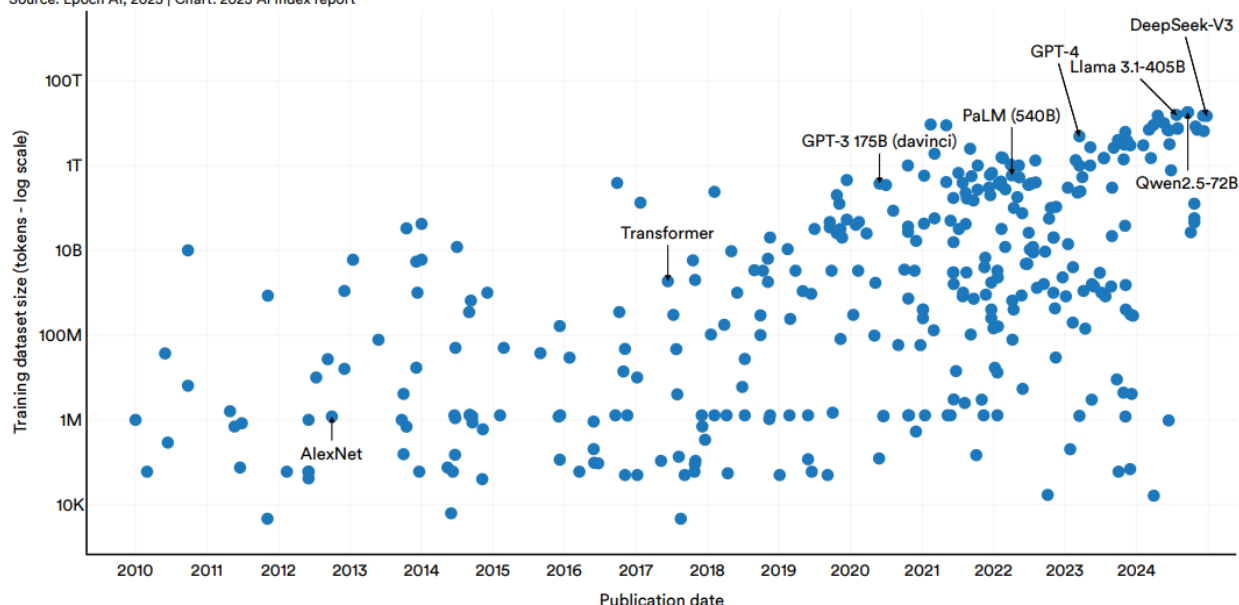
Den eksponentielle utviklingen av datakraft takket være Moores lov og nye innovative løsninger som GPUer har altså vært helt avgjørende for fremgangen innen KI, og særlig maskinlæring som er den mest utbredte undergrenen av KI. Videre så har cloud computing – skytjenester som tilgjengeliggjør dataprosessering og datalagring over internett via eksterne serverparker – bidratt til at selskaper og forskningsmiljøer med begrensede ressurser kan få tilgang til datakraft og kraftige KI-plattformer uten å måtte investere i kostbar infrastruktur (Chollet, 2018; Odukoya, 2024).

Moderne KI-modeller er avhengige av store mengder data for å lære og forbedre seg. Tidligere var tilgangen til data en stor utfordring, men med den digitale revolusjonen har mengden data økt betydelig. Internett, sosiale medier, sensorer og IoT-løsninger, smarte enheter og andre lagringssystemer har bidratt til at enorme mengder strukturerte og ustrukturerte data er tilgjengelige for analyse og generering av innsikt ved hjelp av KI (Strömke, 2023). Tilgang til store datasett har gjort det mulig å trene modeller med høyere presisjon og evne til å generalisere. For eksempel har fremskritt innen naturlig språkprosessering (NLP) og store språkmodeller blitt mulig fordi modeller nå kan trenes på enorme mengder tekst hentet fra internett. Grafen nedenfor hentet fra Stanford University sin årlige *AI Index report* viser det siste tiårets utvikling når det kommer til størrelse på datasettene som inngår i treningsfasen til et utvalg av kjente KI-modeller. Vi ser en markant økning i

mengde data som brukes til trening av KI-modeller (de største modellene med mest treningsdata er i all hovedsak store språkmodeller som for eksempel GPT-modellene utviklet av OpenAI).

Training dataset size of notable AI models, 2010–24

Source: Epoch AI, 2025 | Chart: 2025 AI Index report



Figur 2: Størrelsen på treningsdatasett for et utvalg kjente KI-modeller. Legg merke til logaritmisk skala på y-aksen (Maslej et al., 2025).

Effektiv nettverksinfrastruktur spiller også en avgjørende rolle i utviklingen og anvendelsen av KI. KI-systemer er som nevnt avhengige av store datamengder, både for å trenes og for å kunne fungere i sanntid i ulike applikasjoner. Disse dataene må transporteres raskt, sikkert og stabilt mellom brukere, sensorer, servere og lagringssystemer. Uten robust nettverksinfrastruktur ville ikke KI kunne fungert effektivt i praksis. I moderne KI-løsninger, spesielt innen maskinlæring og dyplæring, skjer databehandling ofte i skyen. Det betyr at data må overføres fra lokale enheter – som sensorer, brukerapplikasjoner eller terminaler – til datasentre for prosessering og analyse. For slike løsninger er høy båndbredde, lav ventetid (latency) og pålitelig tilkobling kritiske faktorer. Dette er særlig viktig i applikasjoner som krever rask respons, som for eksempel autonome kjøretøy, industriell robotikk eller medisinsk beslutningsstøtte (Summerfield, 2023).

Velfungerende nettverksinfrastruktur er dessuten avgjørende for å kunne realisere såkalt *distribuert KI*, der flere enheter eller systemer samarbeider om å analysere og handle på data i tilnærmet (Summerfield, 2023). Dette krever sømløs dataflyt mellom enheter, noe som igjen forutsetter stabile og raske forbindelser, ofte via 5G eller fiberoptisk infrastruktur. Uten dette samspillet ville mange av KI-teknologienes praktiske anvendelser vært umulige eller svært ineffektive.

Den fjerde nøkkelfaktoren i KI-utviklingen er de betydelige fremskrittene som har skjedd når det gjelder algoritmer og modellarkitekturer. Tidligere KI-metoder var ofte basert på regelbaserte systemer og enkle statistiske modeller, som hadde begrenset evne til å håndtere komplekse og uforutsigbare situasjoner. Særlig videreutviklingen av metoder og arkitekturer innen maskinlæring har gitt store forbedringer når det kommer

til ytelse og praktisk anvendelse. I tillegg har forbedrede optimaliseringsmetoder og treningsstrategier gjort det mulig trene maskinlæringsmodeller mer effektivt. Økt tilgang til mer data og datakraft blir ofte trukket frem som de viktigste faktorene bak utviklingen av KI og «the AI boom» som vi opplever i dag, men fremskrittene som er gjort på algoritme- og metodefronten skal ikke underdrives (Summerfield, 2023).

Samspeillet mellom økt datakraft, tilgang til store datamengder, bedre nettverksinfrastruktur og stadig mer avanserte algoritmer har gjort at KI nå brukes til å løse konkrete problemer i hele arbeidslivet. De teknologiske fremskrittene de siste tiårene har vært formidable, og KI har utviklet seg fra teoretiske konsepter til praktiske verktøy med reell innvirkning i alt fra helsesektoren til industri og offentlig forvaltning (Mitchell, 2019; Strümke, 2023). Samtidig reiser denne utviklingen en rekke utfordringer. Etske hensyn, datasikkerhet og tillit til systemenes pålitelighet er sentrale problemstillinger. I tillegg representerer skjevheter i treningsdata (bias), risiko for feilslutninger og manglende transparens og forklarbarhet i komplekse KI-modeller betydelige utfordringer. Disse temaene understreker behovet for videre forskning, kritisk refleksjon og utvikling av tydelige retningslinjer og reguleringer for ansvarlig bruk av KI.

3.2 Kunstig intelligens – begrepsavklaring og viktige undergrener

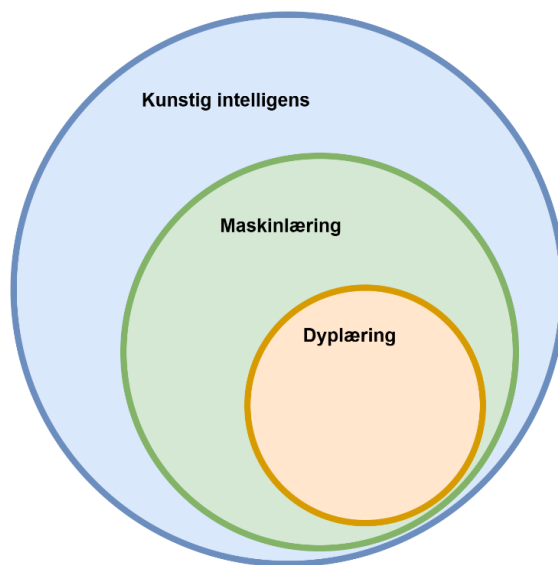
Kunstig intelligens omfatter svært mange ulike tilnærminger og undergrener. I denne rapporten har vi ikke anledning til å gå i dybden på alle, men vi vil gi en overordnet beskrivelse av noen av de mest sentrale og utbredte retningene og undergrenene innen feltet. Det er vanlig å dele KI inn i to hovedretninger, henholdsvis symbolsk og subsymbolsk KI (Strümke, 2023). Disse to hovedretningene forklares i det følgende før vi går inn på noen av de viktigste undergrenene.

Symbolsk KI, også kjent som regelbasert eller klassisk KI, bygger på logiske regler og eksplisitte representasjoner av kunnskap. Startskuddet for all KI-forskning kom i 1956 da KI-pionerene, John McCarthy, Marvin Minsky og flere andre samlet seg til den berømte Dartmouth-konferansen og la grunnlaget for det som skulle bli kunstig intelligens som eget fagfelt (Moor, 2006). I den tidlige fasen var fagfeltet dominert av symbolsk KI. Slike systemer bruker symboler og regler for å manipulere informasjon og trekke konklusjoner. Et eksempel er ekspertsystemer, der domenekunnskap fra mennesker kodes eksplisitt inn i regler som systemet følger for å ta beslutninger. Fordelen med denne tilnærmingen er at den gir forklarbare og transparente svar (output). Det er dermed enkelt for mennesker å følge logikken og heuristikkene som ligger til grunn i slike KI-systemer, noe som kan være viktig i mange ulike sammenhenger.

Symbolsk KI har imidlertid en rekke utfordringer og ulemper forbundet med seg. Slike KI-systemer har blant annet vanskeligheter med å håndtere store datamengder, løse komplekse problemer og tilpasse seg nye situasjoner uten eksplisitt programmering. En sentral utfordring er at det er vanskelig, eller ofte helt umulig, å lage regler for alle variasjoner og usikkerheter som kan oppstå i forskjellige situasjoner. Dette har ført til at symbolsk KI har blitt skjøvet ned fra tronen av subsymbolsk KI, og at dette retningen av mange ikke lenger blir ansett for å være «ekte KI» da slike løsninger anses som «enkle dataprogrammer» som er regelstyrte og forhåndsdefinerte (Summerfield, 2023). Til tross for at symbolsk KI må leve med denne type karakteristikk, betyr ikke det at slike systemer ikke kan ha verdi i den virkelige verden. Symbolsk KI blir fremdeles benyttet innen alt fra luftfart til finans og medisin. Samtidig er det ingen som helst tvil om symbolsk KI over de siste 30 årene har måttet gitt fra seg stadig mer oppmerksomhet til subsymbolsk og datadrevet KI.

Subsymbolsk KI er basert på matematiske og statistiske metoder, og omfatter blant annet maskinlæring som i dag utgjør den mest dominerende og utbredte undergrenen innen fagfeltet. I stedet for å følge forhåndsdefinerte og eksplisitte regler, lærer disse systemene mønstre fra store mengder data og kan generalisere kunnskap mer fleksibelt (LeCun et al., 2015). Moderne KI, som store språkmodeller, avansert bildegjenkjenning og prediksjonsmodeller, bygger som regel på maskinlæring og veldig ofte på kunstige nevralt nettverk (kunstige nevralt nettverk er i sin tur en undergren av maskinlæring). Fordelen med subsymbolsk KI eller datadrevne metoder mer generelt er at slike modeller kan analysere komplekse og ustrukturerte data svært effektivt. Samtidig er det flere utfordringer forbundet med maskinlæringsmodeller. En av de mest fremtredende utfordringene er at slike modeller ofte opptrer som en såkalt *svart boks* – det vil si at de indre mekanismene og beslutningsprosessene i modellene er vanskelige, og i noen tilfeller umulige, å tolke og forstå (Eschenbach, 2021). Det kan være svært krevende eller umulig å forklare hvorfor modellen gir et bestemt svar, noe som igjen reiser spørsmål om tillit, ansvarlighet og transparens i bruken av slike systemer.

På 1990-tallet begynte maskinlæring for alvor å dominere feltet, mye takket være de fire hovedfaktorene beskrevet i kapittel 2.1. Disse fremskrittene la grunnlaget for *dyplæringsrevolusjonen* tidlig på 2010-tallet, da «dype» kunstige nevralt nettverk for alvor etablerte seg som et konkurransedyktig alternativ til andre KI-teknikker – og viste seg i stand til å løse komplekse utfordringer på tvers av en rekke fagområder og bruksområder (Chollet, 2018; Strümke, 2023). I figuren nedenfor ser vi en enkel fremstilling av hvordan de to mest fremtredende grenene innenfor subsymbolsk KI plasserer seg i KI-landskapet.



Figur 3: KI som fagfelt har flere undergrener. Maskinlæring er en svært sentral undergren med dyplæring som egen undergren av maskinlæring igjen. Disse grenene representerer subsymbolsk og datadreven KI (SINTEF Digital).

I dag forskes det på måter for å kombinere symbolsk og subsymbolsk KI – for eksempel ved å integrere logisk resonnering med nevralt nettverk, eller å bruke symbolske metoder som «rammeverk» for datadrevne modeller. Dette feltet kalles ofte hybrid KI eller *nevro-symbolsk KI* og søker å forene fleksibiliteten og generaliseringsevnen fra subsymbolsk KI med resonneringsevnen man kan oppnå med symbolsk representasjon (Garcez & Lamb, 2023). Marcus (2019) og andre forskere trekker paralleller til innholdet i

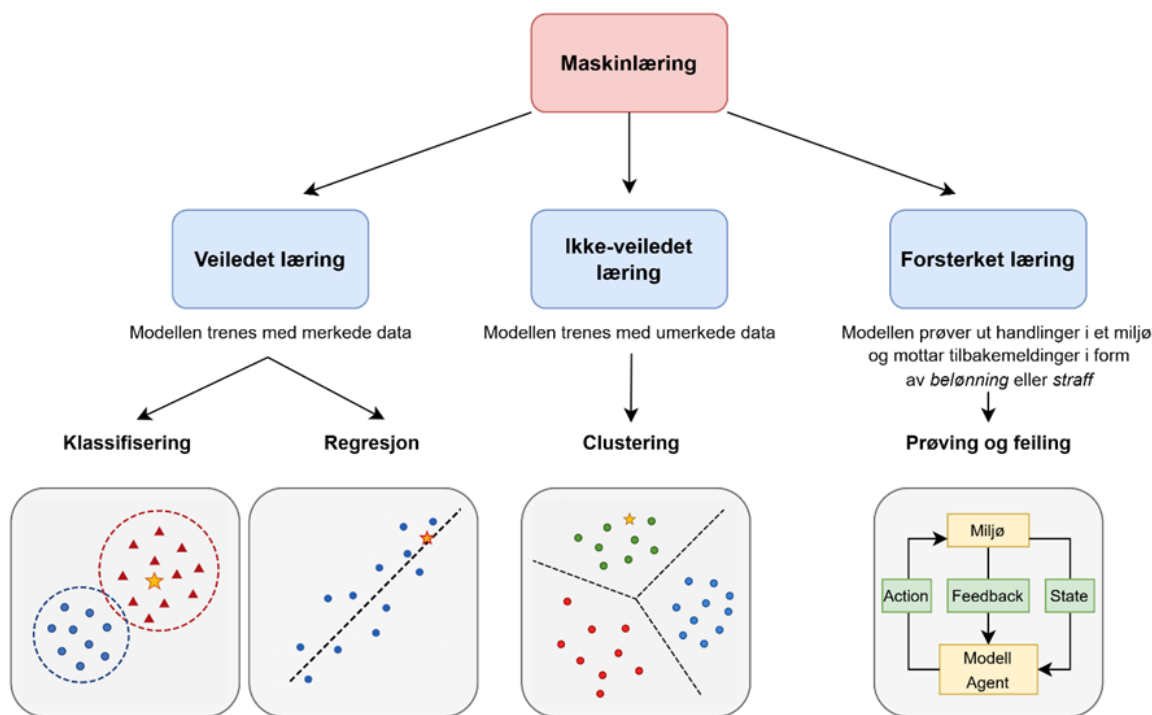
Kahnemans svært kjente bok, *Thinking Fast and Slow*. Kahneman beskriver i boka en todeling av hvordan kognisjon (tenkning) foregår via system 1 og system 2. System 1 er raskt, intuitivt og skjer ubevisst. Det brukes blant annet til mønstergjenkjenning. System 2 er tregere, skjer mer trinnvis og bevisst. Eksempler på system 2-tenkning er planlegging, resonnering og deduksjon (Kahneman, 2013).

Tar vi med oss Kahnemans tankegods inn i en diskusjon vedrørende KI, vil mange argumentere for at subsymbolsk KI, altså grener som maskinlæring og dyplæring, egner seg best til å håndtere den første typen kognisjon, mens symbolsk KI i utgangspunktet passer bedre til system 2. Flere forskere mener derfor man må kombinere de to tilnærmingene for å utvikle en mer robust og pålitelig KI som både kan lære, resonnere og samhandle med mennesker på en trygg måte (Garcez & Lamb, 2023; Marcus & Davis, 2019). Andre forskere mener derimot at skalering av kunstige nevralt nettverk og mindre justeringer er alt som trengs for å oppnå kraftfull og robust KI som evner å resonnere og håndtere variasjon like godt som oss mennesker eller bedre (Kaplan et al., 2020; Sutton, 2019). Vi går ikke videre inn i denne diskusjonen i rapporten, men vi ønsker likevel å gjøre leseren oppmerksom på de to hovedretningene innen kunstig intelligens – altså den symbolske og den subsymbolske retningen – og på at skillet mellom disse retningene representerer dype faglige uenigheter som strekker seg langt tilbake i tid.

3.2.1 De tre hovedtypene av maskinlæring

Maskinlæring er en særdeles viktig gren innen KI og danner grunnlaget for svært mange av de mest avanserte KI-systemene vi har i dag. Når vi snakker om KI i dagligtalen, er det ofte maskinlæring vi referer til. Maskinlæring gjør det mulig for datamaskiner å identifisere mønstre, trekke konklusjoner og ta beslutninger basert på data – uten å være eksplisitt programmert i forkant eller være regelbasert. I praksis betyr dette at systemer kan forbedre seg over tid gjennom erfaring og eksponering for nye data. Det finnes tre hovedtyper av maskinlæring: *veiledet læring* (supervised learning), *ikke-veiledet læring* (unsupervised learning) og *forsterket læring* (reinforcement learning). Hver av disse metodene har ulike bruksområder og egner seg for ulike typer problemer.

Veiledet læring er den mest brukte formen for maskinlæring. I denne metoden trenes en modell på et datasett der hvert datapunkt er merket med en korrekt fasitverdi. Målet er å finne en matematisk funksjon som kan generalisere fra treningsdataene og gjøre presise prediksjoner på nye data (Russell & Norvig, 2021). Eksempler på bruk er alt fra bildegjenkjenning, medisinsk diagnostikk (prediksjon av sykdommer basert på pasientdata), til å forutsi når vedlikehold på maskineri bør settes inn. Veiledet læring deles i sin tur inn i to hovedkategorier ut fra problemet man søker å løse, henholdsvis klassifisering og regresjon. Klassifisering er når målet er å tilordne data til bestemte kategorier, for eksempel «spam» eller «ikke-spam» i et spamfilter for e-post eller klassifisering av bilder ved hjelp av KI-basert bildegjenkjenning. Regresjon benyttes på sin side når målet er å forutsi en kontinuerlig verdi, for eksempel å predikere boligpris basert på beliggenhet, antall kvadratmeter og andre karakteristikker som inngår i dataene. Figur 4 på neste side viser de tre hovedtypene (kategorier) av maskinlæring og hvilke sentrale oppgaver de forskjellige kategoriene kan brukes til.



Figur 4: De tre hovedtypene av maskinl ring – veiledet l ring, ikke-veiledet l ring og forsterket l ring (SINTEF Digital).

N r det gjelder ikke-veiledet l ring har treningsdataene ingen forh ndsdefinerte fasitverdier eller merking. M let er   finne skjulte m nstre og strukturer i dataene. Slike KI-modeller oppdager  ls  sammenhenger og grupperinger i dataene p  egen h nd. Ikke-veiledet l ring kan blant annet benyttes til s kalt «clustering» for   gruppere lignende data, for eksempel segmentering av kunder basert p  k psatferd. Et annet bruksomr de er s kalt «reduksjon av dimensjoner» der man forenkler store datasett, for eksempel for   visualisere data p  en enklere m te. Videre kan ikke-veiledet l ring brukes til anomalideteksjon,  ls    identifisere uvanlige m nstre i datasett. Et n rliggende eksempel i s  m te er svindelfors k i forbindelse med banktransaksjoner. Ikke-veiledet l ring brukes ofte n r vi ikke har nok forkunnskap om dataene til   gi eksplisitte merkelapper, eller n r vi  nsker   oppdage skjulte strukturer i dataene (James et al., 2023; Neuer, 2025).

Forsterket l ring skiller seg fra de to andre metodene ved at modellen, ofte referert til som en *agent* n r det er snakk om denne formen for maskinl ring, l rer gjennom interaksjon (pr ving og feiling) med et milj . I motsetning til veiledet l ring, hvor modellen trenes p  et forh ndsdefinert datasett med riktige svar, eller ikke-veiledet l ring, som analyserer m nstre uten klare fasitsvar, baserer forsterket l ring seg p  et bel nningssystem (Silver et al., 2021). KI-modeller basert p  forsterket l ring utforsker ulike handlinger og f r tilbakemelding i form av bel nninger eller straff, noe som gradvis styrer modellene mot bedre strategier. M let er   l re en strategi som maksimerer den langsiktige bel nningen, for eksempel   vinne et spill. Forsterket l ring har blant annet blitt brukt til   utvikle KI-modeller med ferdighetsniv er som overg r menneskelige eksperter i spill som sjakk, brettspillet Go og flere dataspill (Silver et al., 2016). Denne formen for KI har blitt brukt til   l re roboter hvordan de skal manipulere objekter eller bevege seg i et rom uten eksplisitt menneskelig programmering, og til   optimalisere selvkj rende biler, der systemene m  ta

sanntidsbeslutninger basert på stadig skiftende omgivelser. Forsterket læring er spesielt nyttig i scenarier der det ikke finnes en klar fasit, men hvor en agent må lære gjennom erfaring og prøving og feiling.

3.2.2 Kunstige nevrale nettverk og dyplæringsrevolusjonen – starten på en ny æra

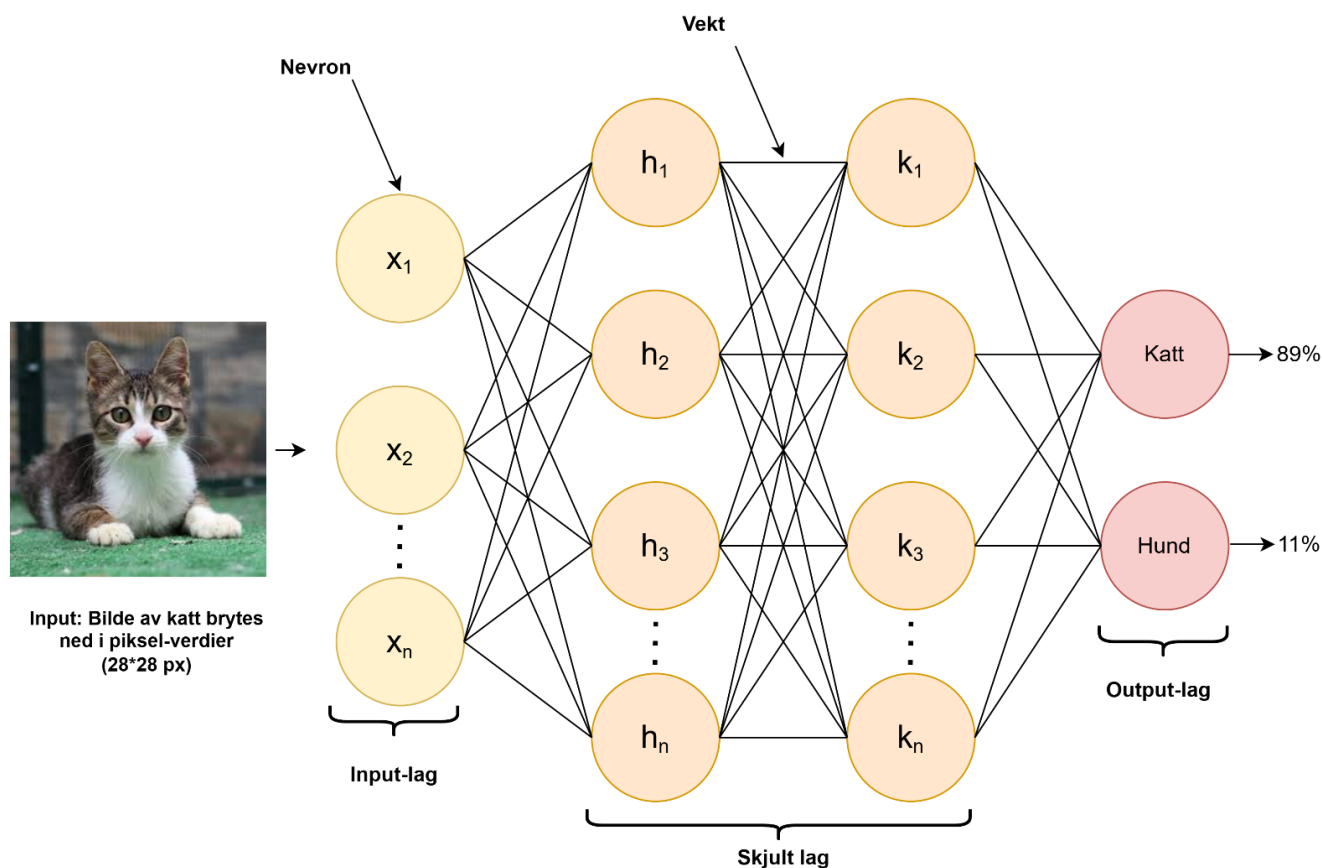
Kunstige nevrale nettverk er en teknikk som er inspirert av menneskehjernen og biologisk nervevev bestående av nevroner og synapser (koblingene mellom nevronene). Denne undergrenen av maskinlæring er blant de mest sentrale KI-metodene i dag og har svært mange anvendelsesområder (Goodfellow et al., 2016). De grunnleggende prinsippene i kunstige nevrale nettverk er relativt enkle: Nettverkene består av nevroner/noder (prosesseringsenheter) som er koblet sammen via vekter. Nettverket mates med input-data (tallverdier) og denne informasjonen bearbeides gjennom *lagene* i nettverket ved hjelp av vektete forbindelser og ikke-lineære aktiveringsfunksjoner, før man i siste lag av nettverket, ofte kalt *output-laget*, får det endelige resultatet (output). Output kan for eksempel være en klassifisering av et bilde eller en eksakt tallverdi (regresjon). Denne såkalte *feed forward-prosessen* der informasjon bearbeides gjennom nettverket skjer gjennom relativt enkle matematiske operasjoner. Det som gjør kunstige nevrale nettverk så kraftfulle er at de kan lære å løse svært mange ulike problemer med utgangspunkt i data.

Selve læringsprosessen er noe mer kompleks og vil derfor beskrives på et veldig overordnet nivå i det følgende: Hver forbindelse mellom nevronene i nettverket har en vekt som justeres ved hjelp av en metode kalt *backpropagation* eller tilbakepropagering på norsk (Goodfellow et al., 2016; Strümke, 2023). Under treningen brukes en tapsfunksjon (loss function) til å sammenligne modellens output med fasitverdier, og man finner de optimale verdiene for vektene for å forbedre ytelsen til nettverket. Dette er enklere å forstå ved å se til et eksempel:

La oss si at man ønsker å benytte et kunstig nevral nettverk til bildegjenkjenning der målet er avgjøre om bildet viser en katt eller en hund – en standard klassifiseringsoppgave studenter gjerne møter på i introduksjonskurs i maskinlæring. Treningsdataene består av bilder merket «katt» eller «hund» (bildene er matriser bestående av piksel-verdier) og brukes til å trene opp nettverket slik at det finner den matematiske funksjonen som utgjør katt eller hund. Målet er å justere vektene i nettverket slik at tapsfunksjonen kommer så nært 0 som mulig, og at nettverket dermed blir i stand til å korrekt klassifisere bilder av katter og hunder – også bilder som ikke inngår i treningsdataene. Det er denne prosessen vi forstår som *læring*. Når man bruker merkede data som input og KI-modellen lærer å finne riktige svar ut ifra eksemplene/treningsdataene kalles det som kjent veiledet læring (de tre hovedtypene av maskinlæring er beskrevet i delkapittel x). Man kan også bygge kunstige nevrale nettverk med utgangspunkt i ikke-veiledet læring og forsterket læring, men veiledet læring har vært mest vanlig frem til nå og har flest anvendelser i den virkelige verden (dette kan muligens endre seg med tiden).

Figur 5 viser en forenklet visuell fremstilling av et kunstig nevral nettverk der formålet er bildegjenkjenning (klassifisering av objekter). Nettverket består av ett input-lag, to skjulte lag (hidden-layers) og et output-lag som viser resultatet eller nettverkets slutning. Antall nevroner i input-laget avhenger av input-data som i dette tilfellet er et bilde som brytes ned i piksel-verdier (bilder har ofte 28*28 piksler, eller 784 verdier som tas inn som input). Videre har nettverket to skjulte lag med et antall nevroner som bestemmes av den som gjør selve programmeringsjobben og setter opp nettverket. Antall skjulte lag og nevroner i disse lagene kan altså justeres manuelt. Jo flere lag og nevroner man har, jo flere vekter (forbindelser), regneoperasjoner og økt kompleksitet. Skalering av slike nettverk leder ofte til bedre ytelse (ikke alltid), men det krever også mer ressurser i form av

regnekraft og kostnader. I output-laget ser vi at nettverket i dette tilfellet er 89% sikker på at bildet er av en katt. Det er som sagt koblingene/vektene mellom nevronene i nettverket som justeres i treningsfasen. Det er viktig å understreke at all informasjon som slike nettverk mates med og prosesserer må representeres numerisk – enten det er snakk om bilder, video, tekst eller annen informasjon.



Figur 5: Visuell fremstilling av et (forenklet) kunstig nevral nettverk (SINTEF Digital).

Dyplæring, eller deep learning, er som tidligere nevnt en undergren av maskinlæring som bygger på kunstige nevrale nettverk. Betegnelsen «dyp» henviser til at man opererer med to eller flere skjulte lag, noe som fører til at nettverket blir *dypere* og bestående av flere parametre (nevroner og vekter). Deler av det matematiske metodegrunnlaget bak kunstige nevrale nettverk kan spores tilbake til 1950-tallet og tiårene som fulgte, men det som betegnes som dyplæringsrevolusjonen skjøt først for alvor fart rundt 2010 og i de påfølgende årene (Summerfield, 2023; Mitchell, 2019).

Et viktig gjennombrudd kom i 2012, da AlexNet – en dyplæringsmodell basert på et såkalt konvolusjonelt nevral nettverk – vant en anerkjent bildegjenkjenningskonkurranse arrangert av ImageNet. AlexNet presterte vesentlig bedre enn andre KI-metoder og tidligere versjoner av nevrale nettverk (Krizhevsky et al., 2012). Seieren i denne konkurransen markerte et vendepunkt i kunstig intelligens og etablerte dyplæring som den dominerende tilnærmingen innen bildegjenkjenning. Dette bidro til en eksplosjon av forskning og med tiden

ble dype nevrale nettverk (dyplæring) tatt i bruk innenfor en rekke områder – alt fra språkbehandling (NLP) og store språkmodeller, maskinsyn, til medisinsk diagnostikk og andre prediksjonsmodeller. Dyplæring er grunnlaget for svært mange av KI-applikasjonene vi har i dag. Samtidig har også denne undergrenen sine utfordringer. Kunstige nevrale nettverk krever som regel store mengder data, avhengig av hvilket problem de skal løse. Manglende forklarbarhet og transparens er en kjent utfordring, og i tillegg kan enkelte applikasjoner ha et betydelig energiforbruk, noe som reiser spørsmål om bærekraft og effektivitet (de Vries, 2023).

3.3 Generativ kunstig intelligens og store språkmodeller

Generativ kunstig intelligens er en gren av kunstig intelligens som er i stand til å skape nytt innhold, som tekst, bilder, lyd, video og programmeringskode. Generativ KI bruker avanserte maskinlæringsmodeller – ofte basert på dype nevrale nettverk – for å generere originalt innhold. Det er særlig de store språkmodellene, for eksempel OpenAI sin ChatGPT eller Google Gemini, som har fått mye oppmerksomhet de siste årene.

Store språkmodeller (*Large Language Models*, forkortet til LLMs) er avanserte maskinlæringsmodeller som er trent til å forstå og generere naturlig språk. Det meste av slike modeller er bygd med utgangspunkt i *transformer-arkitekturen* utviklet av Google-forskere i 2017 (Vaswani et al., 2017), og bruker enorme mengder tekstdata for å lære mønstre, sammenhenger og kontekst i språket. Transformer-arkitekturen benytter såkalte word embeddings, som er en teknikk for å representere ord som numeriske vektorer i et flerdimensjonalt rom (Chollet, 2018; Jurafsky & Martin, 2025). Ord med lignende betydning eller som ofte opererer i samme setninger får lignende representasjoner og ligger dermed nærmere hverandre i det *flerdimensjonale rommet*. Dette gjør det mulig for modeller å forstå semantiske relasjoner mellom ord, som for eksempel at «konge» og «dronning» er relatert, eller at «Paris» er til «Frankrike» som «London» er til «England». Sentralt i store språkmodeller er såkalte *self-attention*-mekanismer som har til hensikt å vekte viktigheten av ord i en setning opp imot andre ord (Vaswani et al., 2017). Dette gjør at modellen kan forstå komplekse språkstrukturer og generere sammenhengende tekst basert på input-data (sekvenser av tekst).

Språkmodellene trenes først gjennom en fase som kalles *pre-trening*, der de lærer å predikere neste ord (tokens) etter å ha mottatt en tekstsekvens som input. Deretter kan modellene finjusteres (*fine-tuning*) for å håndtere spesifikke oppgaver eller domener. Treningen av store språkmodeller skjer i tre hovedfaser:

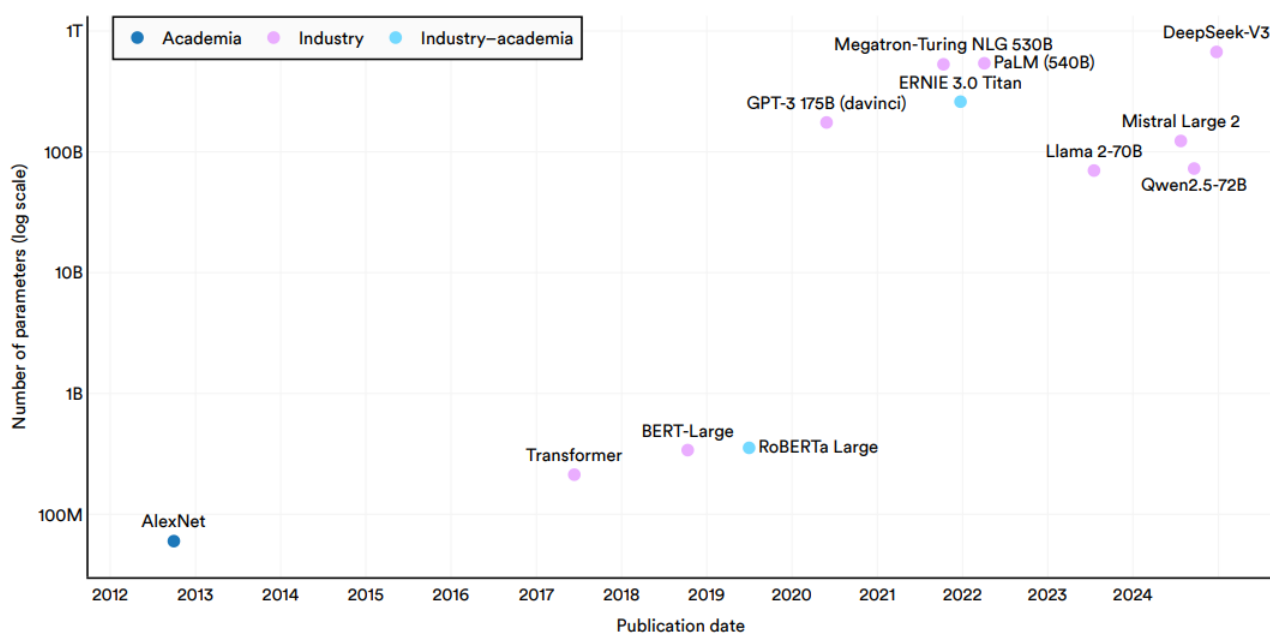
1. **Pre-trening** – Modellen eksponeres for store mengder tekstdata (f.eks. bøker, nettsider, vitenskapelige artikler) for å lære språkstrukturer og generell kunnskap.
2. **Fine-tuning** (finjustering) – Modellen trenes videre på domenespesifikke datasett for å forbedre ytelsen på spesifikke oppgaver.
3. **Reinforcement Learning fra menneskelig tilbakemelding (RLHF)** – Modellen kan forbedres ytterligere ved at mennesker vurderer svarene og styrer optimaliseringen mot mer nyttige og relevante svar/output.

Når en språkmodell genererer tekst, bruker den sannsynlighetsfordelinger til å velge neste ord basert på konteksten. Modeller som OpenAI's GPT-4.5 justerer på disse prediksjonene for å gi mer flyt i språket, samt mer naturlige og meningsfulle svar. Modellen velger altså ikke alltid det ordet med størst sannsynlighet.

Store språkmodeller brukes i dag i alt fra chatbots og virtuelle assistenter til automatisk tekstgenerering, kodeproduksjon og analyse av store tekstmengder – bruksområdene utvides stadig. Slike modeller har likevel

begrensninger, som blant annet risiko for hallusinering (generering av feilaktig informasjon) og utfordringer med bias (skjevhet) i treningsdata som kan bidra til rasistiske og forutinntatte modeller dersom de ikke finjusteres (Bender et al., 2021; Zhang et al., 2023). Store språkmodeller krever dessuten betydelige beregningsressurser/datakraft, særlig i treningsfasen, men også det akkumulerte strømforbruket når modellene er satt i produksjon er betydelig (Luccioni et al., 2023). Strategien for å øke ytelsen og kapabilitetene til de store språkmodellene har i stor grad vært å skalere opp modellene gjennom flere parametere, større arkitekturer og tilgang til stadig mer omfattende treningsdata. Antall parametre har skutt i været de siste fem årene slik som vises i figuren nedenfor:

Antall parametre i et utvalg av kjente KI-modeller, 2012-24.



Figur 6: Antall parametre i et utvalg av KI-modeller, hovedsakelig store språkmodeller. Logaritmisk skala (Maslej et al., 2025).

Vi ser av figuren en utvikling der modellene blir stadig større og at private teknologiselskaper (merket «industry») står bak utviklingen av omtrent samtlige av de største modellene. Akademiske institusjoner spiller fortsatt en viktig rolle i utviklingen av kunstig intelligens, særlig når det gjelder grunnforskning, utvikling av nye teorier og metoder, samt utdanning av neste generasjons KI-forskere, ingeniører osv. I tillegg finnes det flere uavhengige forsknings- og utviklingsmiljøer som utvikler språkmodeller med åpen kildekode (open source), og som hevder seg relativt godt i ulike benchmarking-målinger (S. Wu et al., 2024). Men det er likevel slik at utviklingen av de aller største og mest avanserte språkmodellene i stor grad har blitt overtatt av private teknologiselskaper. Dette skyldes først og fremst at skaleringen av slike modeller krever enorme ressurser, både i form av infrastruktur (særlig regnekraft) og økonomiske investeringer (Naveed et al., 2024). Kostnadene knyttet til trening av modeller som GPT-4, Gemini eller Claude kan ende opp i hundrevis av millioner dollar, og ligger dermed langt utenfor det som er realistisk for de fleste akademiske miljøer og mindre virksomheter å gjennomføre på egen hånd.

Utviklingen beskrevet ovenfor har ført til at teknologiselskap som OpenAI, Microsoft, Google og Anthropic i stor grad setter retningen for utviklingen av store språkmodeller, og i forlengelsen også for mye av den kommersielle og anvendte KI-teknologien mer generelt. Dette reiser viktige spørsmål om eierskap, transparens og styring i videre utvikling og bruk av KI-systemer, og understreker behovet for et velfungerende samspill mellom akademia/forskningsinstitusjoner, næringsliv og offentlig sektor for å sikre at teknologien utvikles og tas i bruk på en ansvarlig og inkluderende måte.

3.3.1 Starten på en ny æra – fra «smal KI» til å bli en general purpose technology?

Kunstig intelligens har på lik linje med andre digitale teknologier en iboende plastisitet. KI-teknologier kan i stor grad formes og tilpasses ulike bruksområder, kontekster og behov. Denne plastisiteten eller formbarheten gjør KI velegnet til bruk i et bredt spekter av bransjer og yrkesgrupper. Teknologiens iboende plastisitet handler ikke bare om tekniske grep, som for eksempel å justere modellens parametere eller algoritmiske struktur, men også om hvordan teknologien kan og bør tilpasses sosiale, organisatoriske og kulturelle forhold. Til tross for en iboende plastisitet, så har KI primært blitt utviklet og anvendt som det man kaller «narrow AI» eller «smal KI» på norsk – altså systemer som er designet for å løse én spesifikk oppgave innenfor et avgrenset domene (Mitchell, 2019). Eksempler på dette er for eksempel KI-basert prediktivt vedlikehold i industrien, bildegjenkjenning innen medisin, eller anbefalingssystemer i netthandel. Slike systemer er effektive og velfungerende innenfor sitt felt, men mangler fleksibilitet og generaliseringsevne til å overføres til andre typer oppgaver uten omfattende tilpasning (Strümke, 2023).

Med fremveksten av store språkmodeller ser vi imidlertid konturene av en ny retning. Disse modellene har vist evne til å utføre et bredt spekter av oppgaver uten at de er spesifikt programmert eller trent for hver enkelt av dem. Store språkmodeller kan som kjent generere tekst, svare på spørsmål, oppsummere tekstdokumenter, skrive kode, analysere språk og mye mer – ofte på tvers av domener. Det gjør at enkelte forskere og KI-utviklere mener at denne formen for KI deler flere av de samme egenskapene som *general-purpose technologies* eller i det minste bør kunne betraktes som *general-purpose tools* (Eloundou et al., 2024). General-purpose technologies kjennetegnes historisk av sin brede anvendelighet, evne til å skape ringvirkninger på tvers av sektorer og å stimulere til innovasjon. Eksempler fra historien spenner fra dampmaskinen, til elektrisitet og internett (Bresnahan & Trajtenberg, 1995). Enkelte mener altså at store språkmodeller (eller KI samlet sett), med sin fleksibilitet og lave terskel for bruk, begynner nå å vise noen av de samme egenskapene. De kan integreres i mange typer arbeidsprosesser, støtte både kreative, administrative og tekniske oppgaver, og tilpasses ulike bransjer uten store tilpasninger.

Denne utviklingen utfordrer måten KI tradisjonelt har blitt utviklet og anvendt, hvor man har vært avhengig av domeneeksperter, spesifikke datasett og spesialtilpassede modeller for hver enkelt anvendelse. Store språkmodeller senker terskelen for eksperimentering og bruk, og gjør det mulig for både enkeltpersoner og små organisasjoner å ta i bruk forholdsvis avansert KI (Rajaram & Tinguely, 2024). Samtidig er det fremdeles ikke slik at slike KI-modeller håndterer alle problemer vi kaster på dem. På lik linje eldre former for KI og tradisjonell maskinlæring er også store språkmodeller sine kapabiliteter og evner et resultat av dataene de har blitt trent opp på. Det er fortsatt svært delte meninger blant forskere om store språkmodeller virkelig er kreative og evner å håndtere variasjon og helt nye problemer (Lehman et al., 2025). Vi er dessuten enige med førsteamanuensis ved NTNU, Inga Strümke, om at store språkmodeller kanskje får i overkant mye oppmerksomhet i det offentlige ordskiftet, til fordel for veldig mange andre former for KI – deriblant

domenespesifikke spesialverktøy som er i stand til løse spesifikke problemer innen for eksempel medisin eller vitenskap.

3.3.2 Multimodalitet – KI får flere sanser

Generativ kunstig intelligens er i rask utvikling, og en av de mest betydningsfulle innovasjonene er overgangen fra rene tekstbaserte modeller til *multimodale modeller* – det vil si modeller som kan prosessere/forstå og generere flere typer data, som tekst, bilder, lyd og video (J. Wu et al., 2023). Tradisjonelt har store språkmodeller vært trent utelukkende på tekst (og programmeringskode) og har hatt som mål å forstå og produsere språk. Men i den nyeste generasjonen av slike modeller integreres nå flere modaliteter, slik at systemene ikke bare forstår skriftlig informasjon, men også kan prosessere og forstå visuelle og auditive signaler. Vi har hatt KI-basert bildegjenkjenning og maskinsyn lenge, men det nye er altså at disse modalitetene veves sammen i en og samme KI-modell.

Multimodalitet kan åpne for nye bruksområder og bedre løsninger. For eksempel kan en multimodal modell analysere et bilde og generere en beskrivelse på naturlig språk, besvare spørsmål om hva som skjer i bildet, eller kombinere informasjon fra et bilde og tekst for å trekke konklusjoner. I helsesektoren kan slike modeller brukes til å tolke røntgenbilder og samtidig forstå journalnotater. I undervisning kan multimodale KI-modeller på sikt kunne analysere både muntlig og visuell kommunikasjon for å gi skreddersydde tilbakemeldinger eller tilpasse innhold. KI-forskere har håp om at overgangen til multimodal KI gjør systemene mer menneskelignende i sin evne til å forstå verden. Vi mennesker tar inn informasjon gjennom flere sanser samtidig, og denne evnen til å kombinere ulike informasjonskilder gir oss dypere innsikt og bedre forståelse (en bedre «world model» som det kalles i faglitteraturen). Når KI-modeller blir i stand til det samme, kan de potensielt bli mer fleksible og øke sin generaliserings- og resonneringsevne (Wang et al., 2024).

Samtidig reiser multimodal KI også nye utfordringer og forsterker flere av dem vi allerede har. Det kreves for eksempel langt mer omfattende datasett for trening av modellene, og det oppstår nye spørsmål om feiltolkning og bias i ulike modaliteter. I tillegg vil kompleksiteten når det gjelder å kontrollere og forklare slike systemers atferd øke. Like fullt kan multimodale modeller gi mange nye muligheter, og er et signal om at fremtidens KI-modeller ikke bare vil «lese og skrive», men også «se og høre».

3.3.3 Tilpasning av språkmodeller – *fine-tuning* og *retrieval-augmented generation*

Store språkmodeller er utviklet med mål om høy generalitet og trenes på store og varierte datasett for å kunne håndtere et bredt spekter av oppgaver. Dette har ført til at mange anser slike modeller som et eksempel på såkalte «foundation models». En foundation model kan defineres som: «(..) *any model that is trained on broad data (generally using self-supervision at scale) that can be adapted (e.g., fine-tuned) to a wide range of downstream tasks*» (Bommasani et al., 2022). Den brede anvendbarheten gjør store språkmodeller kraftfulle og fleksible, men samtidig innebærer det at standardversjonene som utvikles ofte mangler den spesifikke konteksten eller fagkunnskapen som kreves i enkelte domener eller virksomheter.

For å tilpasse store språkmodeller til spesifikke fag- eller bruksområder, benyttes i hovedsak to sentrale metoder: *Fine-tuning* og *retrieval-augmented generation* (RAG). Hver av disse tilnærmingene har sine styrker og begrensninger, og hvilken metode som egner seg best, avhenger ofte av flere faktorer – hva modellen skal brukes til, hvor mye og hvilken type data som er tilgjengelig, samt hvilke tekniske og økonomiske ressurser

man har til rådighet. Begge metodene gir mulighet til å øke modellens relevans og presisjon i møte med domene- og virksomhetsspesifikke utfordringer. Metodene kan dessuten kombineres.

Fine-tuning innebærer å videreutvikle en forhåndstrent språkmodell ved å justere vektene i det nevrale nettverket ved å gi modellen tilgang til domenespesifikke data. Gjennom denne prosessen lærer modellen å tilpasse seg nye kontekster, terminologi og skrivestil. I tillegg får modellen tilgang til potensielt ny og relevant informasjon, noe som kan gjøre den bedre egnet innen et spesifikt bruksområde (Naveed et al., 2024). I stedet for å starte treningen fra bunnen av bygger fine-tuning på den eksisterende kunnskapen i basemodellen, som «finjusteres» slik at responsen/svarene forhåpentligvis blir mer relevante og presise for det aktuelle fagfeltet eller virksomheten.

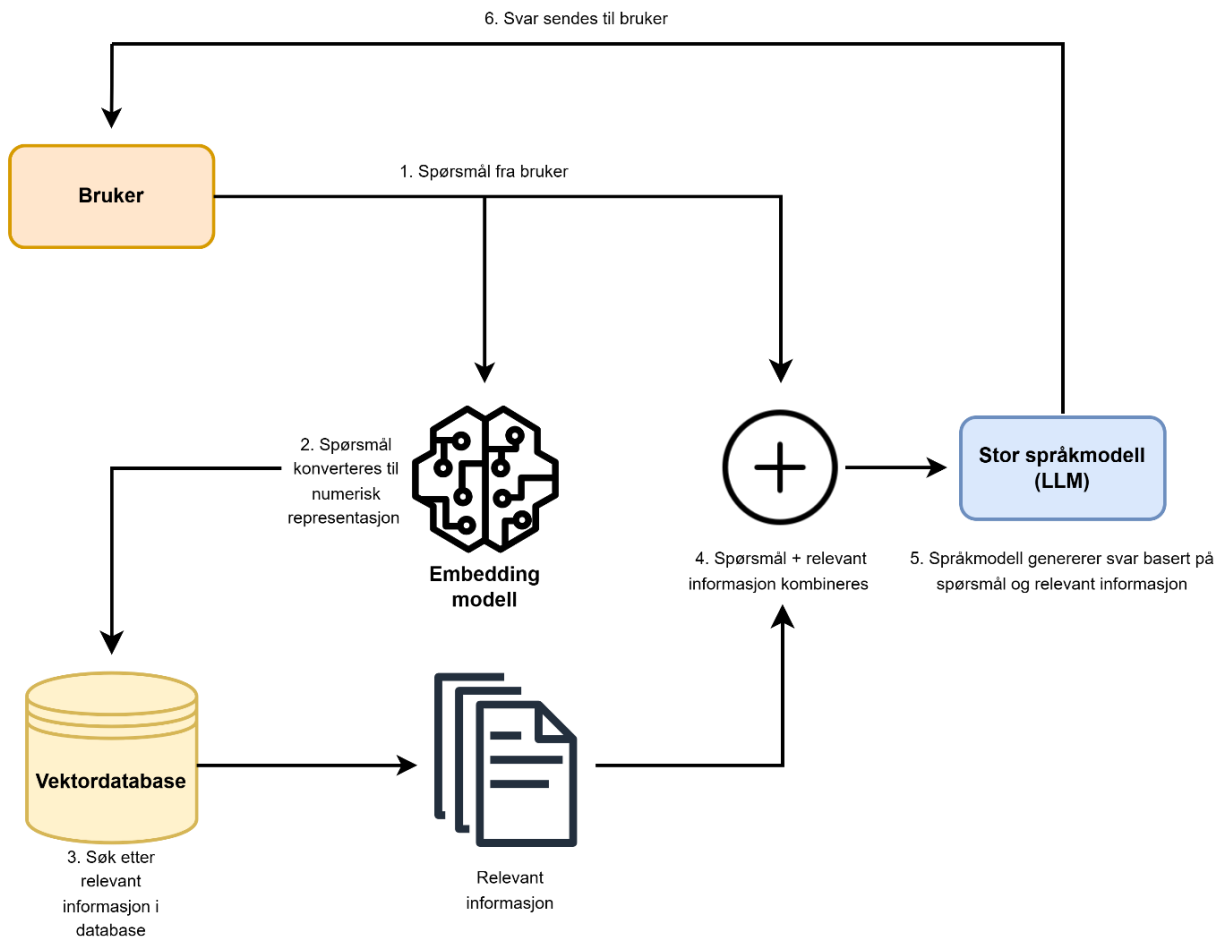
Selv om fine-tuning kan gjøre språkmodeller bedre og mer presise innenfor spesifikke bruksområder og domener, så har metoden flere utfordringer. Fine-tuning krever store mengder data av god kvalitet fra det aktuelle domenet. Man trenger representative og strukturerte datasett for at modellen skal lære effektivt. Videre er fine-tuning en ressursintensiv prosess. Det kreves betydelig beregningskapasitet, både i form av kraftige prosessorer og lagringsplass. Dette gjør prosessen kostbar og utilgjengelig for mange virksomheter som ikke har egen infrastruktur eller tilgang via samarbeidspartnere eller kommersielle aktører.

Fine-tuning krever dessuten en god del kompetanse om KI og databehandling, samtidig som man må ha inngående kunnskap om det domenet modellen skal tilpasses til. Uten denne kombinasjonen er det vanskelig å oppnå gode resultater. Et annet problem er at modeller som har blitt finjustert én gang, ikke automatisk holder seg oppdaterte. Uten jevnlig tilgang til ferske data og nye treningsrunder, kan modellen raskt bli utdatert og miste relevans. Dette er et problem som er særlig utbredt innen fagområder med høy endringstakt eller der man er avhengige av oppdaterte virksomhetsdata.

Til slutt må man ta høyde for utfordringen kjent som *catastrophic forgetting*. Dette fenomenet oppstår når KI-modeller, i prosessen med å lære noe nytt, «glemmer» tidligere kunnskap som den opprinnelig hadde (McCloskey & Cohen, 1989). I praksis betyr det at en ferdigtrent basemodell som finjusteres på for eksempel teknisk dokumentasjon for næringsbygg, kan begynne å prestere dårligere på generelle språkoppgaver eller innen andre domener. Dette kan svekke modellens allsidighet og generaliseringsevne. Dersom man skal gjøre tilpasninger av store språkmodeller ved å tilføre modellen domenespesifikke data, må man altså ta høyde for at det kan gå på bekostning av andre innsikter og kapabiliteter som KI-modellen fikk fra grunntreningen. Utfordringen med catastrophic forgetting er overhodet ikke ny, men har blitt enda viktigere i takt med at kunstige nevrale nettverk har blitt stadig viktigere og mer utbredt.

Retrieval-augmented generation (RAG) er en teknikk som kombinerer store språkmodeller med informasjonsinnhenting fra eksterne datakilder. De eksterne informasjonskildene kan være alt fra interne databaser og dokumentarkiver til API-er og nettsider. Ofte er informasjonen «forhåndsbehandlet» og lagret i en såkalt vektordatabase – en database som organiserer tekst, eller annen data, som numeriske representasjoner (vektorer). Disse vektorene gjør det mulig å gjennomføre semantiske søk, hvor innhold hentes basert på meningslikhet, snarere enn eksakt tekstlikhet. Når en bruker stiller et spørsmål til språkmodellen, blir dette først konvertert til en vektor gjennom en såkalt embedding-modell. Spørsmålsvektoren sammenlignes deretter med alle vektorene i databasen for å identifisere de mest relevante treffene, altså de vektorene som ligger nærmest hverandre i det flerdimensjonale rommet. De tilhørende tekstutdragene sendes så sammen med spørsmålet til språkmodellen, som bruker dem til å generere svar som

forhåpentligvis er presise og relevante for konteksten man opererer i (Lewis et al., 2020). Figuren nedenfor viser hvordan en standard RAG-løsning kan se ut:



Figur 7: Fremstilling av hvordan en standard RAG-løsning fungerer (SINTEF Digital).

Ved å koble språkmodellen til virksomhetens egne datakilder, gjør RAG det altså mulig å tilpasse svarene til lokal kontekst. RAG representerer en effektiv og fleksibel tilnærming som kan bidra til å forbedre både brukeropplevelsen og beslutningsstøtten. Til forskjell fra fine-tuning trenger man ikke å trene KI-modellen på nytt, noe som kan gjøre det både enklere og billigere å tilpasse modellen til eget domene. En annen fordel med RAG og at språkmodellen kan hente informasjon fra eksterne kilder, er at man reduserer risikoen for hallusinerer, altså at modellen genererer ulogiske, feilaktige eller oppdiktete svar (Kirchenbauer & Barns, 2024; Tonmoy et al., 2024). RAG kan dessuten gjøre det enklere for modellen å referere til konkrete og etterprøvbare kilder som ligger til grunn for svarene som genereres.

RAG har imidlertid også en del utfordringer. Fordi modellen henter inn ekstern informasjon før den genererer et svar, vil responstiden som regel være lengre enn for «hyllevare-språkmodeller» som kun baserer seg på kunnskapen den har fått fra treningsprosessen og treningsdataene. Dette kan gi merkbare forsinkelser i brukeropplevelsen og potensielt være kritisk dersom man trenger raske svar i konteksten der modellene

brukes. En annen utfordring er knyttet til datakvalitet. RAG-systemets ytelse er direkte koblet til kvaliteten på de eksterne datakildene. Dersom datagrunnlaget inneholder feil, er irrelevant eller utdatert, vil dette svekke presisjonen og kvaliteten i output. Videre kreves det en robust teknisk infrastruktur som legger til rette for effektiv informasjonsinnhenting, indeksering og vurdering av relevans for at RAG skal fungere effektivt. Det kan derfor være både tidkrevende og teknisk utfordrende å sette opp en velfungerende RAG-arkitektur.

Til slutt vil vi kort gå inn på såkalt «tool use» som tar RAG-konseptet et steg videre ved at KI-modellen kan hente informasjon fra ulike typer verktøy, via en API-integrasjon som lar programvareløsninger kommunisere og utveksle data (Patil et al., 2023). Verktøy kan i denne sammenhengen være alt fra søkemotorer, kalkulatorer, online værmeldingstjenester, til SQL databaser og Python-fortolkere (interpreter). Mulighetene er svært mange og begrenses omtrent bare til hva som finnes av software. Tool use, eller «bruk av verktøy», kan kompensere for svakheter i språkmodellens innebygde ferdigheter. Mange språkmodeller har for eksempel vist seg å være dårlige til å løse komplekse matematiske problemer eller utføre oppgaver som krever logisk resonneringsevne, men ved å gi språkmodellene tilgang til en digital kalkulator eller et programmeringsverktøy, kan de gi mer nøyaktige svar. Mange mener derfor at *tool use* vil bli en stadig mer viktig del av KI-modeller (særlig store språkmodeller), hvor modellene fungerer mer som intelligente agenter med tilgang til og kontroll over ulike digitale ressurser (Ruan et al., 2023).

3.4 Utfordringer ved dagens kunstige intelligens

Bruk av KI i arbeidslivet åpner for nye muligheter, som økt effektivitet, bedre beslutningsstøtte og automatisering av standardiserte og ofte tidkrevende prosesser. Samtidig reiser teknologien en rekke utfordringer som må håndteres for å sikre trygg, ansvarlig og rettferdig bruk. Dette er viktig i det profesjonelle arbeidslivet, men særlig kritisk i sektorer og arbeidssituasjoner der det stilles strenge krav til personvern, rettssikkerhet, likebehandling, etisk forsvarlighet og andre menneskelige hensyn. Vi ser nærmere på noen av de mest kjente og sentrale utfordringene i det følgende.

En av de mest omtalte utfordringene som vi allerede har stiftet bekjentskap med i rapporten er den såkalte *black-box*-problematikken. Mange moderne KI-modeller, spesielt de som baserer seg på dype nevralt nettverk, opererer på en måte som gjør det vanskelig eller i verstefall umulig å forstå hvordan de kommer frem til bestemte beslutninger eller svar (Mitchell, 2019; Strümke, 2023). Dette fraværet av forklarbarhet og transparens kan skape usikkerhet, særlig i situasjoner der KI brukes som beslutningsstøtte i komplekse faglige vurderinger, for eksempel innen HR, helse, økonomi eller juss. Brukere må kunne forstå teknologien på et overordnet nivå og stole på de svarene som genereres – eventuelt ha tilstrekkelig kunnskap om hvordan teknologien fungerer slik at man kan verifisere output¹.

Et annet viktig aspekt er *bias* – altså skjevheter i treningsdataene som modellen lærer av. Dersom historiske data inneholder systematiske skjevheter, for eksempel knyttet til kjønn, etnisitet, alder eller yrkesbakgrunn, kan modellen reprodusere og i verstefall forsterke disse i sine anbefalinger eller prediksjoner (Mitchell, 2019; Summerfield, 2023). I en arbeidskontekst kan dette føre til urettferdig behandling, diskriminering eller utilsiktet ekskludering av enkelte grupper (Ferrara, 2024). Vi kan blant annet vise til det kjente eksemplet med

¹ Saken fra Tromsø kommune våren 2025 er et eksempel på ukritisk bruk av en stor språkmodell i en profesjonell kontekst (link: https://www.nrk.no/tromsogfinnmark/brukte-ki-for-a-lage-ny-skolestruktur-i-tromso_-flere-feil-oppdaget-1.17359090).

chatboten Tay, utviklet av Microsoft for å generere tweets på Twitter automatisk. Etter 16 timer ble Microsoft tvunget til å «skru av» tjenesten da Tay hadde postet rasistiske og upassende tweets via sin Twitter-konto. Slike eksempler viser at det er avgjørende med gode rutiner for testing og validering, kvalitetssikring og etisk vurdering av KI-modeller før de tas i bruk (dette gjelder i de aller fleste deler av arbeidslivet).

Tilgang til relevante og gode data er som tidligere nevnt en avgjørende forutsetning for å utvikle gode og robuste KI-modeller. Uten tilstrekkelige datamengder – både i volum og variasjon – blir det vanskelig for modellene å lære mønstre og generalisere (Mitchell, 2021; Summerfield, 2023). I mange sammenhenger er det krevende å få tak i tilstrekkelig med data av god kvalitet. Det kan skyldes juridiske begrensninger, for eksempel knyttet til personvern og GDPR, eller organisatoriske og tekniske barrierer som gjør det vanskelig å samle, strukturere og dele data på tvers av systemer eller avdelinger (Bérubé et al., 2021). I for eksempel offentlig sektor, der mange data er sensitive eller beskyttet, kan dette være en særlig stor utfordring. Offentlig sektor er dessuten ofte i større grad enn privat sektor underlagt et regime som gjør det mer komplisert å ta i bruk ny teknologi. Manglende tilgang til data hemmer ikke bare utviklingen av nye KI-løsninger, men kan også forsinke eller hindre adopsjon i organisasjoner som ellers kunne hatt nytte av teknologien. Dette gjelder spesielt i domener med smal eller kompleks fagkunnskap, der det ikke finnes store åpne datasett, og hvor modellene i tillegg må være svært presise. Resultatet kan bli at mindre aktører eller sektorer med begrensede ressurser blir stående igjen, mens utviklingen drives frem av større aktører med eksklusiv tilgang til store datamengder (Maslej et al., 2025). Dette reiser viktige spørsmål om likeverdig tilgang til KI-teknologi og rettferdig innovasjon.

KI-modeller har videre en begrenset evne til å håndtere variasjon og nye situasjoner som avviker fra det de er trent på. Dette har ført til at flere KI-forskere mener at dagens KI – særlig moderne maskinlæring og dyplæring – fungerer i stor grad som det man kan kalle «interpolasjonsmaskiner» (Chollet, 2018). Det betyr at de primært er gode til å gjenkjenne mønstre og gjøre prediksjoner innenfor det området av data de har blitt trent på. Når en modell trenes, lærer den å generalisere ut fra de eksemplene den har blitt eksponert for, og bygger på sannsynlighetsfordelinger for å forutsi hva som sannsynligvis kommer neste gang den møter lignende data (Chollet, 2021). Denne formen for læring er svært effektiv når modellen står overfor problemer som ligner på det den har «sett før». Innenfor kjente rammer er KI-modellen ofte i stand til å levere høy presisjon og imponerende ytelse. Men når den konfronteres med situasjoner som avviker fra treningsdataene – det vi gjerne kaller *out-of-distribution-data* – kommer ofte svakhetene tydelig frem. KI har ofte problemer med å håndtere variasjon som ikke passer inn i mønstrene den er trent på², og klarer i liten grad å «tenke nytt» eller løse oppgaver på kreativt vis «on the fly» (Lehman et al., 2025; Mitchell, 2021). Dette understreker behovet for menneskelig tilsyn og at man ofte trenger en kombinasjon av KI og domeneekspertise – særlig i roller hvor feil kan få store konsekvenser.

KI har videre en rekke sosiotekniske utfordringer, det vil si utfordringer som oppstår i samspillet mellom teknologi og de sosiale, organisatoriske og kulturelle strukturene den inngår i. Mens mye av fokuset rundt KI rettes mot modellene, algoritmene og den tekniske ytelsen, er det også svært viktig å forstå hvordan

² Det skal riktignok påpekes at enkelte KI-forskere mener moderne KI-modeller (kunstige nevrale nettverk med svært mange parametre) i praksis *ekstrapolerer* da de hevder interpolasjon ikke gir mening i «high dimensional space», og at KI-modeller i mange tilfeller derfor kan løse problemer de ikke har blitt direkte eksponert for i treningsdataene (Balestrieri et al., 2021).

teknologien påvirker, og påvirkes av, mennesker, arbeidsprosesser og institusjoner (Sartori & Theodorou, 2022). En sentral sosioteknisk utfordring handler om endringer i arbeidsroller og ansvar. Når KI tas i bruk som beslutningsstøtte eller automatiserer oppgaver, forskyves grensene for hva mennesker og maskiner gjør. Dette kan skape usikkerhet om rollefordeling, ansvar og tillit (Mikalef et al., 2022). Dette reiser spørsmål som: hvem har det endelige ansvaret for en avgjørelse som er foreslått av et KI-system? Hvordan påvirker dette faglig autonomi og profesjonell dømmekraft?

En annen utfordring gjelder aksept og tillit blant brukere. KI-løsninger som ikke oppleves som transparente, forståelige eller relevante for brukerne, vil ofte møte motstand, selv om de teknisk sett fungerer godt. Forklarbarhet, brukermedvirkning i utviklingsprosessen og tilpasning til lokale arbeidskulturer er derfor avgjørende for å oppnå legitimitet og reell nytte. Dette krever i sin tur gjerne innsikt i organisasjonskultur, endringsledelse og kommunikasjon.

Den siste utfordringen vi vil trekke frem, og som vi har vært innom tidligere i kapitlet, er energiforbruket knyttet til moderne KI som har blitt en stadig mer fremtredende utfordring i takt med teknologiens raske vekst og utbredelse (Alzoubi & Mishra, 2024; Crawford, 2021). Denne høye energibelastningen reiser flere problemer. For det første setter det press på miljø og bærekraft, særlig hvis infrastrukturen drives av ikke-fornybare energikilder. KI-industrien får dermed et voksende klimaavtrykk, noe som er i konflikt med målsettinger om grønn omstilling og energieffektivisering – både i privat og offentlig sektor. For det andre har det praktiske konsekvenser for spredningen og adopsjonen av KI. Små og mellomstore virksomheter, samt offentlige aktører med begrensede IT-budsjetter, har ofte ikke tilgang til den nødvendige infrastrukturen eller de økonomiske ressursene som kreves for å utvikle og drifte store modeller. Dette kan skape et skille der det i hovedsak er de store teknologiselskapene som har kapasitet til å utvikle og skalere KI-løsninger, mens andre aktører blir mer avhengige av ferdigutviklede kommersielle produkter.

Energikostnadene knyttet til KI kan videre påvirke beslutninger om bruk i samfunnskritiske eller ressursbegrensede domener, for eksempel i helsevesenet eller i offentlig sektor. Man kan se for seg situasjoner der beslutningstakere er nødt til å vurdere om potensielle effektiviseringsgevinster veier opp for energibruken og miljøpåvirkningen, særlig i lys av krav og forventninger om ansvarlig og bærekraftig innovasjon.

Kunstig intelligens er altså et komplekst og sammensatt fag- og teknologifelt, med utfordringer som spenner fra det rent tekniske til det sosiotekniske, økonomiske, juridiske og etiske. For å sikre en ansvarlig og bærekraftig bruk av KI i arbeidslivet, er det ofte ikke tilstrekkelig med teknologisk innsikt alene. Flere eksperter mener det kreves tverrfaglige samarbeid, høy etisk bevissthet og en tydelig organisatorisk forankring som ivaretar både menneskelige, samfunnsmessige og virksomhetsspesifikke hensyn (Mikalef et al., 2022; Papagiannidis et al., 2023).

4 Kunstig intelligens og kunnskapsarbeid – drypp fra forskning

I dette prosjektet har vi ikke hatt anledning til å gjennomføre et omfattende litteratursøk for alle de ulike yrkesgruppene representert i de 13 medlemsforeningene i Akademikerne. Vi har valgt en mer overordnet tilnærming, og forsøkt å finne forskning som har identifisert mønstre og tendenser i hvordan KI påvirker kunnskapsarbeid på et mer generelt nivå. Vi har likevel supplert litteratursøket med studier som undersøker konkrete anvendelser av KI i utvalgte yrker og kontekster, for å gi et mer nyansert bilde av teknologiens virkninger i praksis. Denne tilnærmingen gir ikke et fullstendig bilde av hvordan de ulike yrkesgruppene påvirkes, men den bidrar til å belyse sentrale utviklingstrekk og problemstillinger. Vi oppsummerer kapittelet i tekstboksen nedenfor:

- KI tas i bruk i økende grad av kunnskapsarbeidere både internasjonalt og i Norge. En forklaring bak denne utviklingen skyldes fremveksten av generativ KI, og særlig store språkmodeller, som har blitt allmenn forbrukerteknologi over de siste årene. Samtidig øker også utbredelsen av andre former for KI i arbeidslivet, for eksempel KI-baserte spesialverktøy innen medisin, finans og offentlig forvaltning.
- Forskning viser at KI kan bidra til effektivisering og produktivitetssøkning, men det er store variasjoner, både når det gjelder effektene som er dokumentert gjennom kontrollstudier på mikronivå og estimatene av hvor stort produktivitetspotensialet er på makronivå.
- Resultatene fra flere casestudier i USA viser produktivitetssøkninger i størrelsesorden 10 til 45 prosent, mens en større studie fra Danmark på tvers av bransjer/domener rapporterer betydelig lavere produktivitetssøkninger (ca. 3 prosent i snitt i tidsbesparelse).
- Uerfarne arbeidstakere ser ut til å ha størst utbytte av generativ KI og store språkmodeller i mange kontekster, men det finnes unntak. Videre er produktivitetssøkningene høyere i virksomheter der ansatte har blitt oppfordret til å bruke KI og har fått tilstrekkelig opplæring, samt i tilfeller der virksomheten har gjort tilpasninger av teknologien slik at den passer egen kontekst bedre (for eksempel finjustering av språkmodeller med domenespesifikke data).
- KI kan utfordre viktige elementer ved kunnskapsarbeidet, som autonomi, å utøve skjønn og rollen som fagperson. Et økende innslag av algorit mestyrt ledelse, beslutningsstøtte og automatisering kan forskyve maktbalanser og påvirke arbeidstakerens kontroll over egen arbeidssituasjon.
- Tidligere forskning viser at man til tross for et velutviklet partssamarbeid i Norge har en del å gå på når det gjelder involvering av tillitsvalgte i forbindelse med digitaliseringsprosjekter (herunder KI-relaterte prosjekter også). Studier fra SINTEF og Fafo viser at ca. en tredjedel av tillitsvalgte var involvert i beslutningsfasen ved anskaffelse av ny digital teknologi, men omtrent samme tall i implementeringsfasen (Bråten et al., 2023, Torvatn et al., 2017). Nær halvparten av virksomhetene i undersøkelsen til Fafo rapporterer at de verken har involvert tillitsvalgte eller verneombud i noen deler av digitaliseringsprosessen.
- EUs KI-forordning (AI Act), vil få betydning for hvordan KI brukes i norsk arbeidsliv. Regelverket skal beskytte grunnleggende rettigheter, sikre personvern og fremme ansvarlig bruk av KI, men stiller også krav til risikovurdering, transparens og dokumentasjon.

Forskere fra flere fagdisipliner har i økende grad rettet oppmerksomheten mot hvordan KI påvirker arbeidslivet, både på mikro- og makronivå. På makronivå undersøkes blant annet spørsmål om hvordan KI endrer produktivitet, verdiskaping og konkurranseevne på tvers av næringer og land (Acemoglu, 2024). På mikronivå gjennomføres det studier som undersøker hvordan KI påvirker arbeidstakere på individnivå, for eksempel i form av endringer i arbeidsinnhold, nye kompetansekrav og samspillet mellom mennesker og teknologi. Det har også blitt gjennomført studier som undersøker hvordan virksomheter og organisasjoner forsøker å ta i bruk kunstig intelligens innenfor eget fagområde. Forskningen retter seg ofte mot å kartlegge mulighetsrommet for verdiskaping, samt identifisere praktiske, organisatoriske og teknologiske barrierer som kan hindre effektiv utnyttelse av KI (Brynjolfsson et al., 2025).

Det er publisert en rekke rapporter og vitenskapelige artikler som tar sikte på å beskrive kunstig intelligens sitt produktivitetspotensial i et makroperspektiv, samt analysere hvilke effekter KI har på arbeidslivet. Samfunnsøkonomisk analyse (SØA), på oppdrag av NHO med flere, kom i slutten av 2023 med en rapport der de anslo at KI kan gi økt verdiskaping og betydelige produktivetsgevinster i Norge frem mot 2040 (Flatval et al., 2023). Deres beregninger viste at økt bruk av generativ KI (herunder store språkmodeller) vil kunne øke verdiskapingen i Norge med 2000 milliarder kroner innen 2040. I tillegg hevdes det at bruk av annen avansert teknologi og øvrig KI (altså ikke-generativ KI) kan øke verdiskapingen i Norge med til sammen 3600 milliarder kroner i den samme perioden. Menon Economics hadde som hovedfunn i en av deres rapporter at 70 prosent av arbeidsstyrken i Norge kan redusere arbeidstiden med 10 prosent som følge av effektiviseringsgevinster fra KI. For om lag halvparten av arbeidsstyrken er gevinsten anslått å kunne være så høy som 20 prosent (Svalheim et al., 2023).

Også store internasjonale konsulentselskaper og forskningsmiljøer har forsøkt å predikere hvilke effekter KI vil ha på den globale økonomien og arbeidslivet. McKinsey Global Institute predikerte i 2023 at KI og annen automatiseringsteknologi kan gi en økning mellom 1,5 til 3,4 prosent i årlig BNP-vekst over det neste tiåret i industrialiserte land. Goldman Sachs på sin side estimerer 7 prosent økning i global BNP og 1.5 prosent årlig produktivetsvekst i USA i en tiårsperiode (Hatzius et al., 2023). Enkelte forskere og eksperter er derimot langt mer nøkterne i sine spådommer. Den ferske nobelprisvinneren og svært anerkjente MIT-professoren i økonomi, Daron Acemoglu, forventer en økning mellom 0,53 og 0,66 prosent i total faktorproduktivitet (TFP) og 0,9 prosent økning i BNP over ti år (Acemoglu, 2024). En slik økning er ikke triviell, men samtidig langt mindre enn mange andre anslag. Vi gjør ingen videre forsøk på å tallfeste verken produktivitetspotensialet til KI eller hvor store effektiviseringsgevinster man kan oppnå i spesifikke bransjer og domener i denne rapporten. Vi observerer imidlertid betydelige variasjoner i prediksjonene fra svært kompetente forskere og ekspertmiljøer. Dette mener vi understreker at det er svært utfordrende å gjennomføre slike kvantifiseringsøvelser, særlig på makronivå. De store variasjonene er samtidig en indikasjon om at resultatene bør tolkes med varsomhet og et kritisk blikk.

Et annet sentralt tema i faglitteraturen om kunstig intelligens og dens innvirkning på arbeid er hvordan KI både kan brukes til å automatisere arbeidsoppgaver og til å forsterke arbeidstakere ved å støtte og effektivisere eksisterende prosesser. Automatisering innebærer at oppgaver overtas av maskiner, noe som potensielt kan føre til effektiviseringsgevinster, men også utfordringer knyttet til arbeidsplasser og kompetanse. Samtidig viser studier at KI svært ofte brukes som et støtteverktøy av kunnskapsarbeidere – slik anvendelse kan bidra til å forbedre menneskers arbeidsprosesser, gi raskere tilgang til informasjon og muliggjør bedre beslutninger (Brynjolfsson et al., 2025; Noy & Zhang, 2023). Vi ser mer detaljert på denne distinksjonen i delkapittel 4.2.

En relativt stor andel av den empiriske forskningen som forsøker å si noe om hvordan KI påvirker kunnskapsarbeid på et mer overordnet nivå, tar utgangspunkt i generativ KI og store språkmodeller. Dette skyldes nok i stor grad at disse teknologiene er lett tilgjengelige og har fått bred utbredelse på tvers av domener og yrkesgrupper. Forskere bruker gjerne eksperimentelle design og kvantitative metoder for å måle hvordan slike verktøy påvirker produktivitet, kvaliteten på arbeid og læringseffekter hos brukerne. Samtidig er det også en voksende interesse for hvordan mer spesialiserte, domenetilpassede KI-verktøy påvirker spesifikke yrkesgrupper og sektorer. Disse studiene kan bidra til en mer nyansert forståelse av hvordan KI påvirker arbeid i praksis, og hvordan innføringen av ny teknologi kan tilpasses ulike kontekster og behov.

4.1 Kunnskapsarbeid – en felles betegnelse av Akademikernes yrkesgrupper

Felles for yrkesgruppene organisert i Akademikerne er at deres arbeid krever høy utdanning og ofte spesialisert kompetanse, samt evne til problemløsning, kritisk tenkning og refleksjon. I tillegg til det formelle utdanningsnivået – som er på masternivå eller høyere – er arbeidshverdagen for disse gruppene typisk preget av krav til selvstendig vurdering, skjønnsutøvelse og kontinuerlig læring. Mange av medlemmene i Akademikerne befinner seg i arbeidssituasjoner der kompleksiteten i arbeidsoppgavene gjør det nødvendig å forstå og anvende teoretisk kunnskap i praktiske kontekster, samt å kunne håndtere usikkerhet og komplekse beslutningssituasjoner. Slike kjennetegn er sentrale i det som i forskningslitteraturen defineres som kunnskapsarbeid. På dette grunnlaget anser vi det som både faglig velbegrunnet og analytisk hensiktsmessig å omtale Akademikernes yrkesgrupper samlet som *kunnskapsarbeidere* i denne rapporten. Vi innleder dette delkapitlet med å gjennomgå forskning som har operasjonalisert begrepet *kunnskapsarbeid*, før vi i de påfølgende delkapitlene retter oppmerksomheten mot forskning som har undersøkt hvordan kunstig intelligens påvirker kunnskapsarbeideres arbeidsutførelse og arbeidshverdag.

Begrepet kunnskapsarbeid ble introdusert av Peter Drucker i boken *Landmarks of Tomorrow* (1959), hvor han definerte kunnskapsarbeidere som «(...) *high-level workers who apply theoretical and analytical knowledge, acquired through formal training, to develop products and services*». Til tross for at Drucker lanserte begrepet for mer enn 60 år siden, har det vært flere diskusjoner og uenigheter om hva kunnskapsarbeid egentlig er og hva begrepet og fenomenet egentlig rommer – det har manglet en enhetlig definisjon som fagpersoner har klart å enes om.

Sandvik (2011) har forsøkt seg på en operasjonalisering av begrepet kunnskapsarbeid i en artikkel publisert i *Magma* fra 2011. Han definerer kunnskapsarbeid som «*et sett av karakteristika ved arbeidet, bestående av jobbkompleksitet, informasjonsprosessering, problemløsning og mangfold av ferdigheter*». På lik linje som blant annet Drucker, og Robertson og Swan (2003), så mener Sandvik at autonomi, og det at arbeidet utføres i en autonom kontekst, spiller en helt sentral rolle i kunnskapsarbeid. Han støtter seg på forskningen til Morgeson og Humprey (2006) som har utarbeidet fem karakteristikk ved kunnskapsarbeid, i tillegg til autonomi. Autonomi anses et *tre-dimensjonalt* begrep som består av frihet til å planlegge arbeidet, frihet til å velge arbeidsmetode og frihet til å ta beslutninger som vedrører egen arbeidssituasjon. De seks karakteristikkene ved kunnskapsarbeid beskrives i tabellen nedenfor:

Karakteristikk	Beskrivelse
Jobbkompleksitet	Arbeidsoppgavers kompleksitet/vanskelighetsgrad
Informasjonsspredning	Grad/omfang av kognitiv informasjonsspredning i arbeidsutførelse
Problemløsning	I hvilken grad arbeidet krever nye ideer og løsninger
Mangfold av ferdigheter	I hvilken grad arbeidet (arbeidsoppgaver) krever flere ferdigheter
Spesialisering	I hvilken grad arbeidet krever dybdekunnskap eller ferdighet(er)
Autonomi	Følelsen av frihet og uavhengighet i arbeidsutførelsen

Tabell 2: Karakteristika av kunnskapsarbeid

Morgeson og Humphrey (2006) lanserte en hypotese om at arbeidstakere som driver med kunnskapsarbeid i større grad vil kjennetegnes av de identifiserte arbeidskarakteristikkene. De forventet at denne gruppen ville oppnå høyere gjennomsnittsskår på relevante påstander, sammenlignet med arbeidstakere som i mindre grad utfører kunnskapsarbeid. Hypotesen ble testet på et stort utvalg arbeidstakere i 243 ulike yrker, som inkluderte både forhåndsdefinerte kunnskapsintensive og mindre kunnskapsintensive jobber. Funnene viste at fem av de seks karakteristikkene var mer fremtredende i de yrkene som var forhåndsdefinerte som kunnskapsintensive (signifikante svar), mens når det gjaldt spesialisering fikk man et ikke-signifikant svar.

Vi mener at de seks arbeidskarakteristikkene beskrevet ovenfor i stor grad fanger essensen i mange av de oppgavene som inngår i kunnskapsarbeid. Derfor har vi tatt utgangspunkt i denne forståelsen i forbindelse med dette prosjektet. Samtidig vil vi understreke at skillet mellom hva som regnes som kunnskapsarbeid og ikke, trolig er mindre tydelig i dag enn tidligere – i alle fall innen enkelte yrker. Et illustrerende eksempel er industrioperatører, som tidligere hadde et arbeidsinnhold hovedsakelig preget av manuelle og rutinepregede oppgaver, men som i dag ofte har et mer sammensatt arbeid. Her inngår blant annet fortolkning av informasjon, samspill med avansert teknologi og beslutningstaking. Mange av de mest fysisk krevende og standardiserte oppgavene er dessuten i stor grad blitt automatisert.

4.2 Generativ KI – innvirkning på produktivitet og arbeidsinnhold i kunnskapsarbeid

Stadig mer bruk av generativ KI i arbeidslivet har skapt stor interesse for teknologiens effektiviserings- og produktivitetspotensial samt påvirkning av arbeidsinnholdet. Det har vært, og er fremdeles, krevende å måle de faktiske effektene på en systematisk måte, men fra og med 2023 begynte det å komme flere omfattende og metodisk grundige studier. Det har etter hvert vokst frem et empirisk kunnskapsgrunnlag som har avdekket mønstre om hvordan generativ KI påvirker arbeidslivet på tvers av bransjer og sektorer. Det er likevel viktig å understreke at vi befinner oss i en tidlig fase, og at det derfor er betydelig usikkerhet knyttet til hvordan generativ KI (og KI generelt) på sikt vil påvirke ulike bransjer og yrkesgrupper. Svært mange av studiene er dessuten gjennomført i USA, der arbeidsforholdene på flere områder skiller seg fra de vi har i Norge.

I dette delkapitlet presenteres funn fra studier som gir et innblikk i hvordan generativ KI og store språkmodeller påvirker arbeidslivet. Studiene er gjort innenfor ulike yrkesgrupper og domener. Resultatene fra de fleste studiene viser gjennomgående produktivitetsøkninger i størrelsesorden 10 til 45 prosent, med særlig sterk effekt i tekniske yrker, kundestøtte og kreative fagområder (Maslej et al., 2025). En fersk studie fra Danmark har derimot avdekket lavere produktivitetsgevinster, med ca. 3 prosent i gjennomsnittlig tidsbesparelse (Humlum & Vestergaard, 2025). Forskerne i studiene vi refererer til har benyttet et bredt spekter av metodiske tilnærminger – eksperimenter, randomiserte kontrollerte studier og omfattende spørreundersøkelser – for å undersøke hvordan KI virker i ulike organisatoriske og profesjonelle sammenhenger.

En av de mest anerkjente studiene om hvordan generativ KI og store språkmodeller påvirker produktivitet ble publisert av Stanford-professor Erik Brynjolfsson og medforfattere i 2023. Studien bygger på data fra 5179 kundeservicemedarbeidere i et stort Fortune 500-selskap som utvikler business-process software for små og mellomstore bedrifter i USA. Forskerne undersøkte den trinnvise innføringen av en samtaleassistent (stor språkmodell) og systemets innvirkning på arbeidsutførelse og potensielle gevinster. Dataene viser at innføringen av KI-løsningen førte til en økning på 14 prosent i antall løste henvendelser per time (Brynjolfsson et al., 2025). I tillegg viste studien at produktivitetsgevinstene materialiserte seg raskt etter at KI ble tatt i bruk, og at de ansatte som hadde brukt KI-løsningen, beholdt høyere effektivitet selv i perioder der løsningen var utilgjengelig for dem – noe som vitner om en interessant langtidseffekt med tanke på læring og endret arbeidsutførelse.

Cui et al., (2025) undersøkte i sin studie hvordan store språkmodeller påvirket produktiviteten til programvareutviklere. Gjennom randomiserte kontrollstudier hos Microsoft, Accenture og en anonym Fortune 100-bedrift, fant forskerne ut at bruk av en KI-basert *kodeassistent* økte antall fullførte oppgaver (code completions) med 26 prosent i snitt. Forsøkene ble gjennomført som en del av selskapenes vanlige drift og 4867 utviklere var med i studien. Den KI-baserte kodeassistenten, bygd på toppen av en stor språkmodell, ga programmeringsstøtte og kodeforslag til en tilfeldig gruppe utviklere. Studien viste at særlig mindre erfarne utviklere hadde høyere adopsjonsrater og større produktivitetsgevinster sammenlignet med mer erfarne. Disse funnene underbygges av en annen studie som studerte hvordan kodeassistenten, Github Copilot, påvirket og endret arbeidsinnholdet til et stort antall utviklere (Hoffmann et al., 2025). Studien dokumenterte at tilgang til kodeassistenten bidro til effektiviseringsgevinster, men også til en endring av oppgaveallokering og måten man samarbeider med kolleger:

« (...) having access to Copilot induces such individuals to shift task allocation towards their core work of coding activities and away from non-core project management activities. We identify two underlying mechanisms driving this shift - an increase in autonomous rather than collaborative work, and an increase in exploration activities rather than exploitation» (Hoffmann et al., 2025).

Noy og Chang (2023) undersøkte hvordan ChatGPT påvirker produktiviteten til høyt utdannede yrkesaktive når det gjaldt skriving av tekster i jobbsammenheng. 444 deltakere fra ulike bransjer ble rekruttert til et eksperiment der halvparten fikk tilgang til ChatGPT for én av to skriveoppgaver tilpasset egen arbeidskontekst, mens kontrollgruppen ikke gjorde det. Funnene viste at tilgang til ChatGPT bidro til å øke produktiviteten. Deltakere med tilgang til KI brukte i snitt 37 prosent mindre tid på skriveoppgaven og leverte arbeid av høyere kvalitet (0,4 standardavvik høyere). Tilgang til ChatGPT hadde også en utjevnende effekt,

ved at produktivitetsforskjellene mellom deltakerne ble redusert, noe som kunne forklares med at de med lavere ferdighetsnivå hadde størst nytte av verktøyet.

I en fersk studie fra Danmark undersøkte forskere hvordan bruk av store språkmodeller (KI-baserte chatboter) påvirket arbeidstakere i 11 ulike yrkesgrupper – regnskapsførere, kundestøtte, finansielle rådgivere, HR-fagfolk, IT-støttespesialister, journalister, advokater, markedsføringsfolk, kontorfunksjonærer, programvareutviklere og lærere. Studien var basert på to store spørreundersøkelser fra 2023 og 2024, og har data fra 25 000 ansatte fordelt på 7 000 arbeidsplasser. Funnene viste at store språkmodeller i stor grad blir benyttet av respondentene og at bruken har økt kraftig de siste årene – dette forklares blant annet med at arbeidsgivere i økende grad oppmuntrer til bruk og tilbyr opplæring. For ca. 8 prosent av respondentene som bruker generative KI-verktøy har bruken resultert i nye arbeidsoppgaver.

Produktivetsgevinstene i den danske studien er relativt beskjedne sammenlignet med de amerikanske casestudiene, med en tidsbesparelse på 2.8 prosent i snitt, riktignok med noe variasjon mellom yrkesgruppene. Et interessant funn er at økningen i produktivitet er betydelig høyere i virksomheter der ansatte har blitt oppfordret til å bruke KI og har fått tilstrekkelig opplæring, samt i tilfeller der virksomheten har utviklet egne in-house chatbot-løsninger – løsninger som ofte er basert på kommersielt tilgjengelige språkmodeller og videreutviklet med utgangspunkt i egne data eller tilpasset virksomhetens krav til datasikkerhet og andre spesifikke behov. Studien fant videre ingen signifikante effekter på inntekt, arbeidstimer eller sysselsetting (Humlum & Vestergaard, 2025).

Et gjennomgående funn i flere av studiene vi har gjennomgått er altså at uerfarne arbeidstakere ser ut til å ha størst utbytte av generativ KI og store språkmodeller. Samtidig viser studien til Toner-Rodgers (2024) at dette ikke nødvendigvis er tilfelle, og disse funnene kan indikere at hvem som får mest utbytte av teknologien – arbeidstakere med «low-skill» eller «high-skill», eller med ulik grad av erfaring – i stor grad avhenger av konteksten og hvilken type KI som brukes. Effektene vil trolig kunne variere avhengig av om det er generativ KI eller mer domene- eller oppgavespesifikke KI-verktøy som benyttes. Videre er det krevende å fastslå det eksakte produktivetspotensialet til generativ kunstig intelligens basert på casestudier (vi vil argumentere for at det samme gjelder dersom man tar utgangspunkt i større makrostudier). Teknologien er fortsatt i en tidlig fase, og utviklingen skjer raskt både når det gjelder bruksområder, kapabiliteter og tilgjengelighet. Vi mener derfor man bør være varsom med å trekke entydige konklusjoner om hvordan generativ KI og store språkmodeller vil påvirke kunnskapsarbeid over tid. Effektene vil med stor sannsynlighet dessuten variere mellom sektorer.

4.3 Domenespesifikke anvendelser av kunstig intelligens

Til tross for at generativ KI og store språkmodeller har åpnet for bred og tverrsektoriell bruk av KI (og blir betraktet som *general-purpose tools* av flere forskere), er det mange kunnskapsarbeidere som benytter, eller har begynt å utforske, det vi kan kalle domene- og oppgavespesifikke KI-verktøy. Slike spesialverktøy er som regel utviklet for å støtte kunnskapsarbeideren i konkrete arbeidsoppgaver innenfor bestemte fagområder. Denne typen verktøy kan ta utgangspunkt i alle typer KI, fra symbolsk KI i form av regelstyrte modeller og ekspertsystemer til datadrevne maskinlæringsmodeller tilpasset spesifikke kontekster. Ulike KI-metoder kan dessuten kombineres for å øke presisjon, effektivitet og beslutningskvalitet (Strümke, 2023). Vi merker oss likevel at stadig flere KI-baserte spesialverktøy ser ut til å basere seg på maskinlæring og kunstige nevralt nettverk (dyplæring). I dette delkapitlet gir vi en enkel beskrivelse av noen eksempler på domene- og

oppgavespesifikke KI-verktøy som brukes av yrkesgrupper som er sentrale i flere av medlemsforeningene til Akademikerne. Hensikten her er ikke å gi en dyptgående eller teknisk detaljert gjennomgang av diverse KI-verktøy, men heller å løfte frem noen eksempler som illustrerer hvordan KI også kan være avanserte spesialverktøy som gjerne krever spesifikk fagkompetanse for å ha nytte. Vi ønsker altså å gi noen eksempler på KI-applikasjoner utover det mange forbinder med «lettbeint» forbrukerteknologi som enkle chatboter og standardversjoner av språkmodeller.

Innen medisin er KI allerede i bruk som støtteverktøy for leger og annet helsepersonell. Et eksempel som er godt dokumentert i faglitteraturen er bruk av KI i radiologi og medisinsk bildediagnostikk, hvor KI-algoritmer kan trenes opp til å gjenkjenne mønstre i røntgen-, MR- og CT-bilder (Bajwa et al., 2021). KI kan blant annet brukes til å identifisere og klassifisere kreft i ulike organer. Når det gjelder prostatakreft viser KI-modeller som er trent på MR-bilder lovende resultater, og studier antyder at ytelsen nærmer seg nivået til medisinske eksperter (Roest et al., 2022). Samtidig peker enkelte metastudier på at KI fortsatt kan ha noe lavere treffsikkerhet enn erfarne radiologer (Roest et al., 2022). Innen mammografi har forskning vist at kunstig intelligens har potensial til å forbedre brystkreftscreening ved å øke nøyaktigheten i tolkningen av bildene og bidra til tidligere oppdagelse av sykdom (Thomas et al., 2021). KI kan videre brukes til frakturdeteksjon ved å analysere røntgenbilder, der metaanalyser indikerer høy diagnostisk nøyaktighet, ofte på nivå med eksperter (Husarek et al., 2024). Man kan også bruke KI til mer kvantitative oppgaver som segmentering av organer eller tumorer for strålebehandlingsplanlegging (Bajwa et al., 2021), kvantifisering av sykdomsutbredelse, for eksempel ved multipel sklerose (Zhou et al., 2021), og triagering av undersøkelser ved å flagge case som haster for raskere vurdering av radiolog (Thomas et al., 2021).

Videre har digitaliseringen av patologifaget, hvor hele vevssnitt skannes til høyoppløselige digitale bilder (såkalte *whole slide images* – WSI), åpnet døren for bruk av KI-verktøy for analyse. KI-algoritmer kan trenes til å identifisere og klassifisere kreftceller i WSI. Spesielt innen deteksjon av metastatisk brystkreft i lymfeknuter har KI vist svært lovende resultater, der studier har målt en nøyaktighet på nivå med eller bedre enn patologer, dette er særlig fremtredende dersom legene er under tidspress (Ahmad et al., 2021). Studier viser også at KI-assistanse kan forbedre patologers egen nøyaktighet og redusere tiden de bruker per snitt (Thomas et al., 2021). Utover ren diagnostikk kan KI brukes til prognoseprediksjon, for eksempel ved å analysere subtile morfologiske trekk i tumorvev, ofte usynlige for det blotte øye, som korrelerer med pasientens prognose eller sannsynlighet for å respondere på behandling (Ahmad et al., 2021; Shafi & Parwani, 2023). Studier har dessuten vist at KI kan brukes til å «pre-screene» snitt, identifisere områder av spesiell interesse for patologen, eller sortere saker basert på hastegrad, noe som kan øke effektiviteten i laboratoriet (Shafi & Parwani, 2023).

Innen bank og finans kan KI brukes til en rekke formål, deriblant prediktiv analyse, svindeldeteksjon og porteføljeforvaltning (Bahoo et al., 2024). Banker og forsikringsselskaper kan for eksempel bruke KI-modeller som analyserer store mengder transaksjonsdata for å avdekke mistenkelige mønstre i sanntid. KI-verktøy kan videre hjelpe med alt fra kredittvurdering til automatisk finansiell rådgivning. I tillegg benyttes KI til analyse av markedstrender, generering av finansielle rapporter og scenarioberegninger basert på økonomiske modeller (Cao, 2022). Innen offentlig sektor ser man en økende bruk av KI-verktøy for å støtte saksbehandling, dokumentanalyse og beslutningsstøtte. Ansatte innen offentlig forvaltning har blant annet begynt å bruke KI for å klassifisere og prioritere søknader, mens enkelte deler av kommunesektoren har eksperimentert med språkteknologi for å analysere innbyggerspørsmål og generere standardiserte svar

(Mikalef et al., 2019). Andre anvendelser inkluderer automatisert innhenting og strukturering av informasjon fra ulike kilder, for å lette arbeidsbyrden for saksbehandlere og styrke kvaliteten i beslutninger.

KI finner stadig flere anvendelsesområder innenfor juridisk praksis, og kan bidra til å effektivisere etablerte prosesser og legge til rette for nye måter å arbeide på. Teknologien anvendes på tvers av ulike juridiske oppgaver, fra informasjonsinnhenting til analyse og dokumentproduksjon. Når det gjelder informasjonsinnhenting viser studier at naturlig språkprosessering (NLP) kan bidra til å effektivisere slike prosesser i enkelte sammenhenger betydelig (Quteishat, 2024). Dette gjelder også i økende grad språkmodeller som er spesialtilpasset for juss. Slike KI-løsninger kan utføre konseptuelle søk som identifiserer relevant materiale selv om spesifikke nøkkelord ikke er brukt. Dette gjør det mulig å raskere finne relevante lover, forskrifter, rettsavgjørelser og juridisk litteratur. Gjennomgang og analyse av store mengder dokumenter er en annen sentral, men ofte ressurskrevende, oppgave for advokater og jurister. Ved hjelp av NLP og andre former for maskinlæring kan KI-verktøy raskt skanne tusenvis av sider med kontrakter for å trekke ut og strukturere nøkkelinformasjon, for eksempel med den hensikt å identifisere spesifikke klausuler (ansvarsbegrensninger, konfidensialitetsbestemmelser etc.), eller sporing av viktige datoer (Villata et al., 2022).

Evnen til å forutsi fremtidige hendelser basert på historiske data er et annet område der KI viser potensial i innen jussen. Det er for eksempel utviklet KI for prediksjon av saksutfall. Ved å analysere store datasett med tidligere rettsavgjørelser, informasjon om dommere, argumentasjonsmønstre og andre relevante faktorer, kan KI-modeller utvikles for å estimere sannsynligheten for ulike utfall i en pågående eller potensiell rettsak (Budhiraja & Sharma, 2024). Slike prediksjoner kan gi verdifull input til strategiske beslutninger. Utover saksutfall kan prediktiv analyse brukes til å identifisere og vurdere juridiske risikoer i andre sammenhenger, for eksempel ved å analysere kontraktutkast for klausuler som historisk har ført til tvister, eller vurdere sannsynligheten for regulatoriske inngrep basert på en virksomhets praksis. Det er viktig å understreke at nøyaktigheten til slike prediksjoner kan variere betydelig og er helt avhengig av kvaliteten, representativiteten og mengden av de underliggende dataene.

Innen industri fremstår KI-basert prediktivt vedlikehold som et område det er knyttet mye forventning til og der man har startet å se konkrete resultater. Ved å utplassere sensorer på maskineri og deler kan man kontinuerlig overvåke parametre som vibrasjon, temperatur, trykk, akustikk, oljekvalitet, elektrisk strøm og andre ting. Denne strømmen av sensordata mates til maskinlæringsalgoritmer, som trenes på historiske data som omfatter både normal drift og kjente feilmoduser (som regel brukes veiledet læring). Disse algoritmene lærer å identifisere mønstre, anomalier eller avvik før et faktisk sammenbrudd inntreffer (Keleko et al., 2022; Ucar et al., 2024). Når slike KI-modeller oppdager at det er stor sannsynlighet for at forestående vil inntreffe, sendes et varsel til relevante interessenter. Informasjonen kan utnyttes av ledere, planleggere og vedlikeholdsteam til å gripe inn proaktivt, planlegge reparasjoner under planlagte nedetider og gjør det dessuten mulig å bestille nødvendige deler i forkant (Ohalet et al., 2023; Ucar et al., 2024).

To andre kjente eksempler som blir stadig vanligere innen industri og produksjon er KI-drevet kvalitetskontroll og optimalisering av prosesser. KI-drevet kvalitetskontroll bygger som regel på *datasyn* og bruk av kameraer som fanger bilder eller video av produkter i produksjonslinjen. Bildematerialet analyseres deretter av KI-algoritmer, ofte dyplæringsmodeller, som er trent til å oppdage defekter, avvik eller andre uregelmessigheter i sanntid (Okuyelu & Adaji, 2024). Automatisk kvalitetskontroll ved hjelp av KI gjør det ofte mulig å inspisere 100 prosent av produktene og delene, i stedet for å ofte måtte stole på stikkprøver slik

som man ofte må ved manuell inspeksjon. Videre viser studier at man kan oppnå en mer objektiv og konsistent vurdering, og dessuten oppdage defekter som kan oversees av mennesker (Javaid et al., 2022).

KI kan brukes til prosessoptimalisering ved å analysere komplekse driftsdata, som sensoravlesninger, historiske ytelsesmålinger, energiforbruk og andre inputparametere. Slik analyse kan avdekke ineffektivitet og forbedringsmuligheter, for eksempel ved å finne optimale innstillinger for maskiner og utstyr, eller foreslå justeringer i arbeidsflytene for å oppnå bedre resultater (Plathottam et al., 2023). En styrke ved KI når det gjelder prosessoptimalisering i industrielle kontekster er teknologiens evne til å modellere og forstå svært komplekse, ikke-lineære sammenhenger mellom en rekke prosessvariabler. Tradisjonelle prosesskontrollmetoder sliter ofte med å håndtere kompleksitet, og baserer seg gjerne på forenklete modeller eller erfaringer fra operatører og personell. Maskinlæringsalgoritmer kan på sin side lære intrikate sammenhenger direkte fra data, og dermed identifisere optimale driftspunkter som kanskje ikke er intuitive eller lar seg avdekke gjennom konvensjonell analyse.

Hensikten med å vise til noen konkrete eksempler er å tydeliggjøre at de kontekstuelle forholdene i hvert enkelt tilfelle må tas i betraktning når KI-verktøy utvikles. Dette inkluderer for eksempel faktorer som fysiske naturlover som påvirker produksjonsprosessen, arbeidsflyt og -rutiner, regulatoriske krav, samt andre rammebetingelser. Slike casespesifikke forhold må som regel tillegges stor vekt for at både utviklingen og implementeringen av KI skal være vellykket. Denne innsikten er selvsagt ikke begrenset til industri, men har overføringsverdi til en rekke andre domener hvor KI tas i bruk.

Eksempelene presentert ovenfor viser at bruken av KI i kunnskapsarbeid strekker seg langt utover standardversjoner av store språkmodeller og enkle chatbots. Domene- og oppgavespesifikke KI-verktøy er dessuten ikke noe nytt fenomen. Slike verktøy har vært i praktisk bruk innen enkelte sektorer lenge (mye lengre enn store språkmodeller som vi bare har hatt i noen få år). Fremover forventer mange at KI-baserte spesialverktøy, i tillegg til språkmodeller og chatbots, vil få økt utbredelse og spille en stadig viktigere rolle i å støtte kunnskapsarbeidere i komplekse og kritiske arbeidsprosesser.

4.3.1 Utfordringer og risikoer forbundet med domene- og oppgavespesifikke KI-verktøy

Domene- og oppgavespesifikke KI-verktøy er utsatt for de samme utfordringene og risikoene som KI generelt, for eksempel skjevheter i data, manglende transparens (black box-problematikk), utfordringer knyttet til personvern og mer (flere av utfordringene er beskrevet i 3.4). Samtidig finnes det en del utfordringer som er mer særegne for domene- og oppgavespesifikke KI-verktøy, eller for kontekstene der disse verktøyene anvendes. Vi viser noen eksempler i det følgende.

Innen medisin er mangelfull generalisering en kjent utfordring. Flere studier viser at KI-modeller som presterer godt på data fra det spesifikke sykehuset eller den populasjonen den ble trent på, ikke nødvendigvis presterer like godt når den anvendes i en annen klinisk setting eller på en annen pasientgruppe (Rajpurkar et al., 2022). Utfordringer knyttet til generalisering er ikke unike for KI-applikasjoner i medisin, men de er kanskje særlig kritiske i denne sektoren som følge av den høye graden av ansvar, pasientsikkerhet og konsekvensene ved feil.

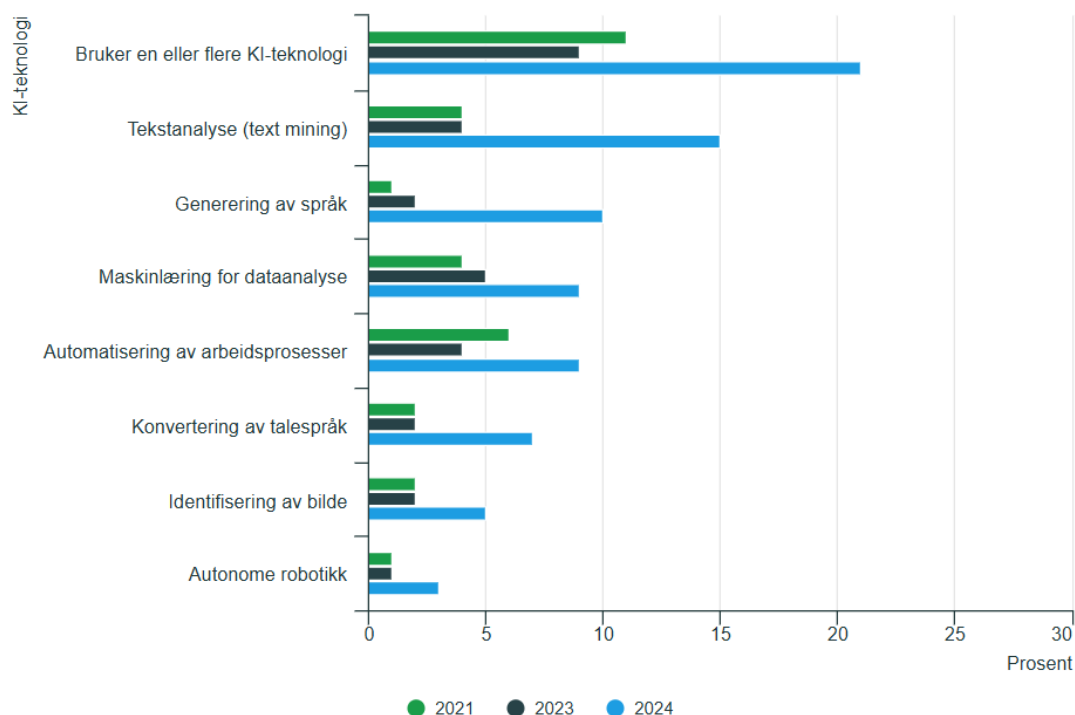
Før et KI-verktøy tas i bruk i pasientbehandling, er det særdeles viktig å gjennomføre en grundig og uavhengig validering av dets ytelse, sikkerhet og kliniske nytte. Dessverre viser gjennomganger av publisert forskning at mange studier på KI i medisin lider av metodologiske svakheter. Enkelte studier har blant annet design som

gjør dem utsatt for ulike former for bias (for eksempel seleksjonsbias, informasjonsbias), noe som kan føre til usikkerhet knyttet til ytelse og i verstefall overdrevne og uriktige resultater (Chauhan et al., 2024). KI-modeller testes ofte kun på data fra samme kilde som treningsdataene («intern validering»). Ytelsen faller ofte betydelig når modellen testes på helt nye, uavhengige datasett fra andre institusjoner eller populasjoner («ekstern validering») (Kelly et al., 2022). Videre er det en bekymring for at klinikere kan utvikle en overdreven tillit til anbefalinger fra KI-løsninger, ofte referert til som «automation bias», og derigjennom unnlate å utøve kritisk klinisk skjønn. Over tid frykter enkelte at dette vil kunne gå utover klinikernes egne ferdigheter i å utføre oppgavene som KI enten hjelper til med eller overtar, og at kunnskap dermed forringes (Dratsch et al., 2023). Denne bekymringen er høyst relevant også for andre yrker og domener (Gerlich, 2025).

4.4 Utbredelse og bruk av KI i norsk arbeidsliv

Det er gjennomført flere studier de siste årene som har undersøkt utbredelsen og bruken av KI i norsk arbeidsliv. Disse studiene har hatt som mål å kartlegge hvordan teknologien tas i bruk på tvers av sektorer, hvilke typer KI-løsninger som dominerer, og hvilke barrierer og muligheter som preger implementeringen.

Statistisk sentralbyrå viser i deres undersøkelse, Bruk av IKT i næringslivet, at 21 prosent av norske foretak med ti ansatte eller mer bruker en eller flere former for KI i 2024. Dette er en dobling på ett år (Statistisk sentralbyrå, 2024). Figur 8, hentet fra Statistisk sentralbyrå, viser at bruk av alle typer KI-løsninger øker i perioden fra 2021-2024 i Norge, og vi vil bli overrasket om ikke tallene for 2025 viser at denne trenden fortsetter.



Figur 8: Andel av foretak som bruker KI. Alle næringer med minst ti ansatte (Kilde: Bruk IKT i næringslivet, Statistisk sentralbyrå).

Vi merker oss at en stor årsak til økningen i bruk ser ut til å kunne tilskrives generativ KI og oppgaver som omfatter generering av språk, tekstanalyse (text mining) og konvertering av språk. Dette har trolig sammenheng med at store språkmodeller som ChatGPT, Microsoft Copilot og Gemini har blitt allmenn forbrukerteknologi i løpet av de siste årene. Samtidig ser vi at også maskinlæring for dataanalyse og KI brukt til automatisering har økt mye i perioden.

En undersøkelse utført av Samfunnsøkonomisk analyse (SØA) viser at 24 prosent av norske virksomheter har tatt i bruk kunstig intelligens i sin daglige drift (Flatval et al., 2023). Studien viser at virksomhetene primært bruker «allmenne verktøy» som for eksempel store språkmodeller og andre generative KI-verktøy utviklet av kommersielle teknologileverandører som for eksempel OpenAI eller Microsoft. Det er derimot bare 13 prosent av virksomhetene i undersøkelsen som benytter KI-verktøy som trenes på data de eier selv. De primære bruksområdene for KI blant utvalget er *effektivisering av arbeidsprosesser* (66 prosent av respondentene) og *oppnå økt innsikt/bedre beslutningsstøtte* (43 prosent av respondentene oppgir at de bruker KI til dette). Videre viser studien at de fleste virksomhetene er inne i en eksperimentell fase med uttesting, og at KI-bruk foreløpig ikke har resultert i store endringer når det gjelder drift eller bemanning. Reduksjon av kostnader blir ansett som den største gevinsten hos respondentene.

NIFU har nylig kommet med en rapport der de har undersøkt hvordan «*Unio-forbundenes yrkesgrupper opplever møtet med KI i sin arbeidshverdag*» (Flobakk-Sitter et al., 2024). I intervjustudien de har gjennomført fremgår det at KI foreløpig er tatt i bruk i begrenset omfang i det daglige arbeidet. Kun et fåtall av informantene har konkret erfaring med bruk av KI-verktøy, og blant dem som faktisk benytter teknologien, preges bruken fortsatt av en utprøvende og eksperimentell tilnærming. Mange beskriver at det i stor grad er opp til den enkelte arbeidstaker å tilegne seg kunnskap om KI og selv utforske hvordan teknologien kan anvendes i deres arbeidsoppgaver. Innen kontor- og undervisningsrelaterte arbeidsoppgaver er det generativ KI som i størst grad tas i bruk. Store språkmodeller brukes her blant annet til tekstproduksjon, bildegenerering, idemyldring, informasjonssøk og sortering av data. I helse- og sikkerhetsrelaterte yrker pågår det samtidig utprøving av mer oppgavespesifikke og integrerte KI-løsninger, for eksempel systemer som benyttes til analyse av røntgenbilder og annen medisinsk bildediagnostikk (Flobakk-Sitter et al., 2024).

Informantene i undersøkelsen til NIFU trekker frem både generelle og mer konkrete ulemper ved bruk av KI. På et overordnet nivå uttrykkes bekymringer knyttet til tap av kontroll over sensitiv informasjon, risiko for systematiske skjevheter (bias) og diskriminering, samt usikkerhet knyttet til feilinformasjon og faktafeil generert av KI-verktøy (Flobakk-Sitter et al., 2024). Flere nevner spesielt frykten for at konfidensielle data kan komme på avveie ved bruk av KI-løsninger. Mens deler av forskningslitteraturen peker på faren for at KI kan erstatte menneskelig arbeidskraft, er dette i mindre grad en bekymring blant informantene i denne studien. De fleste gir uttrykk for at deres faglige kompetanse og erfaring ikke lar seg erstatte fullt ut av teknologi, selv om det er noen variasjoner mellom yrkesgrupper. Bekymringen synes derfor i større grad å være knyttet til ansvarlighet og pålitelighet ved bruk, snarere enn tap av arbeidsplasser (Flobakk-Sitter et al., 2024).

Det er også gjennomført flere bransjespesifikke undersøkelser de siste årene. Finansforbundet i samarbeid med PA Consulting ga i 2022 ut rapporten, *Brytningstid*, som undersøkte hvordan KI tas i bruk i norsk finansnæring (Lervik, 2022). Noen sentrale funn fra rapporten var blant annet at hele 85 prosent av finanssektoren i Norge brukte KI-løsninger på daglig basis allerede i 2022, noe som var høyt sammenlignet

med finansnæringen ellers i Europa (her var tallet 40 prosent). Undersøkelsen avdekket riktignok at det var store forskjeller på aktørene, der de største selskapene både hadde kommet lengst når det gjaldt anvendelse og i tillegg hadde egne innovasjonsmiljø som arbeidet spesifikt med KI-utvikling. Hele 89 prosent av respondentene oppga at de forventet økt bruk av kunstig intelligens i tiden som kommer. Samtidig ble det uttrykt en forventning om at forskjellene mellom store og små aktører vil kunne øke, ettersom større virksomheter ofte har bedre forutsetninger for å ta i bruk avansert teknologi. Skyløsninger og «software-as-a-service» ble imidlertid trukket frem som en mulig utlignende faktor, da slike løsninger kan senke terskelen for tilgang til KI-verktøy også for mindre aktører (Lervik, 2022).

Den samme rapporten gikk også inn på faktorer som hemmer utbredelsen av KI i virksomheter. En sentral utfordring var mangel på gode og tydelige bruksområder noe som i stor grad ble forklart med at mange selskaper fortsatt preges av en «silo-tankegang». Funnene viste altså at ulike avdelinger eller fagmiljøer samarbeider eller utveksler innsikt i liten grad, som i sin tur begrenser muligheten for tverrfaglig utvikling og helhetlige KI-initiativer. I tillegg ble tekniske barrierer trukket frem som viktige hindre, spesielt kompleks IT-arkitektur og gamle systemer (legacy-systemer) som ikke er tilpasset moderne KI-teknologier. For mindre aktører ble mangel på tilstrekkelig datamengder beskrevet som en konkret utfordring. Sist, men ikke minst ble tillit til teknologien også nevnt som en viktig barriere. Dette gjaldt både kundenes tillit til løsningene og den interne tilliten blant ansatte (Lervik, 2022).

Tekna undersøkte utbredelsen av KI blant sine medlemmer gjennom en spørreundersøkelse i 2024 (Tekna, 2024). Noen nokså oppsiktsvekkende funn fra undersøkelsen var at kun 7 prosent av respondentene oppga at virksomheten de er ansatt i, i stor eller svært stor grad benytter KI-verktøy. Videre svarte bare 4 prosent at KI er en integrert del av virksomhetens strategi og daglige drift. Samtidig kom det frem at KI blir brukt ukentlig (daglig, flere ganger i uken eller ukentlig) av 44 prosent av respondentene. Også i denne undersøkelsen er bruk av store språkmodeller (og chatbots generelt) de mest brukte KI-verktøyene, der 95 prosent av respondentene som bruker KI på arbeidsplassen oppgir at de benytter denne formen for KI. Videre brukes KI-verktøy til koding og maskinlæring av 16 prosent av respondentene, mens en mindre andel bruker KI som er spesialutviklet for egen bransje eller virksomhet (henholdsvis 12 og 14 prosent).

70 prosent at respondentene i Teknas undersøkelse benytter teknologien som støtte til inspirasjon og idéutvikling. Nesten halvparten (46 prosent) bruker KI i programmeringsarbeid, mens 41 prosent anvender det i ulike administrative oppgaver. Videre svarer 18 prosent at de benytter KI til prediktiv analyse, prognoser og dataanalyse. Når det gjelder automatisering og effektivisering av arbeidsoppgaver oppgir også 18 prosent at dette er et bruksområde. I tillegg rapporterer 13 prosent at de bruker KI til å forbedre datagrunnlaget for beslutningsstøtte, mens bare 8 prosent nevner optimalisering av design og prosesser som anvendelsesområde (Tekna, 2024).

Vi ser at flere av studiene som har kartlagt bruk av KI i norsk arbeidsliv har en del funn som peker i samme retning og avdekker noen gjennomgående tendenser. For eksempel ser det ut til at mange virksomheter og ansatte befinner seg i en utforskende fase, der KI testes ut i begrenset omfang. Videre ser man en tendens til at KI-bruk er i vekst på tvers av sektorer og domener (riktignok med noe variasjon). Særlig generativ KI og store språkmodeller brukes i økende grad med et stort antall ulike anvendelser. Til slutt så tyder funn fra flere av studiene at mange av de samme sosiotekniske utfordringene og barrierene går igjen på tvers av domener og yrkesgrupper.

4.5 Automatisering vs. forsterkning (teknologistøttet arbeid)

For å forstå kunstig intelligens sin innvirkning på kunnskapsarbeidere er det viktig å skille mellom to sentrale mekanismer: *automatisering* og *forsterkning* (augmentation på engelsk). Automatisering innebærer at teknologi, deriblant KI, overtar oppgaver som tidligere ble utført av mennesker, med det formål å redusere behovet for menneskelig innsats (Acemoglu & Restrepo, 2018). Forsterkning betyr i denne sammenheng at teknologi integreres i arbeidsprosesser for å forbedre menneskers evner, effektivitet og produktivitet. Her ligger fokuset på *komplementaritet* – teknologi og mennesker jobber sammen for å oppnå et bedre resultat enn de kan hver for seg. Et eksempel er når KI fungerer som en copilot eller assistent som støtter kunnskapsarbeideren.

Det er viktig å anerkjenne at dette skillet ikke er absolutt. Automatisering av visse deloppgaver (for eksempel datainnsamling) kan frigjøre tid og ressurser, og dermed *forsterke* en kunnskapsarbeiders evne til å håndtere mer komplekse, verdiskapende oppgaver (blant annet analyse og kundedialog). En og samme KI-teknologi kan derfor ha både substituerende og komplementære effekter avhengig av hvordan den implementeres og brukes.

Acemoglu og Restrepo (2018) utviklet et anerkjent rammeverk for å analysere teknologiens virkninger på arbeid og arbeidsmarkedet, basert på hvordan teknologien endrer allokeringen av *oppgaver* mellom arbeidskraft og kapital (maskiner og teknologi). Rammeverket identifiserer tre sentrale effekter:

- **Displacement effect (fortrengningseffekten):** Dette er den direkte konsekvensen av automatisering. Når KI, roboter, maskiner og annen teknologi blir i stand til å utføre oppgaver som mennesker tidligere gjorde, blir menneskelig arbeidskraft *fortrengt* fra disse spesifikke oppgavene. Dette reduserer etterspørselen etter arbeidskraft for de automatiserte oppgavene og legger press på lønninger og sysselsetting for de berørte arbeidergruppene. Acemoglu og Restrepo argumenterer for at denne effekten kan være så sterk at den fører til en samlet nedgang i etterspørselen etter arbeidskraft, til tross for at produktiviteten øker. Dette synet utfordrer tradisjonell økonomisk tenkning.
- **Productivity effect (produktivitetseffekten):** Automatisering fører til kostnadsbesparelser fordi teknologi og maskiner kan utføre oppgaver mer effektivt eller billigere enn mennesker, og disse besparelsene gir en produktivetsgevinst for økonomien. Økt produktivitet kan føre til lavere priser, økt kjøpekraft og dermed økt etterspørsel etter varer og tjenester generelt. Denne økte etterspørselen kan i sin tur øke behovet for arbeidskraft i de oppgavene som *ikke* er automatisert eller ikke lar seg automatisere, enten i samme bransje eller i andre deler av økonomien. Denne effekten virker altså *mot* fortrengningseffekten.
- **Reinstatement effect (gjeninnsettingseffekten):** Ifølge Acemoglu og Restrepo er dette den viktigste motkraften til automatisering og bortfall av arbeidsplasser på lang sikt. Den oppstår gjennom at helt nye oppgaver der mennesker har komparative fortrinn vis-a-vis teknologi skapes. Historisk har teknologisk utvikling ikke bare automatisert oppgaver, men også lagt grunnlag for nye yrker, nye industrier og nye typer arbeid (for eksempel designere, programmerere, dataanalytikere og «KI-etikere»). Disse nye oppgavene «gjeninnsetter» arbeidskraft i produksjonsprosessen, øker etterspørselen etter arbeidskraft og kan bidra til å opprettholde eller til og med øke arbeidskraftens

andel av nasjonalinntekten. Uten en kontinuerlig strøm av nye oppgaver, ville automatisering over tid ført til en stadig synkende etterspørsel etter arbeidskraft (Acemoglu & Restrepo, 2019a).

Dersom vi tar utgangspunktet i rammeverket til Acemoglu og Restrepo og relaterer det til kunnskapsarbeid og bruk av KI, får vi en todelt effekt: 1) KI kan brukes til automatisering av kognitive rutineoppgaver, og 2) KI kan brukes til forsterkning/støtte i utførelsen av komplekse arbeidsoppgaver.

Moderne KI kan brukes til å automatisere kognitive arbeidsoppgaver som er relativt standardiserte eller repetitive. Eksempler inkluderer innsamling og oppsummering av informasjon, enkel dataanalyse, generering av standardrapporter, gjennomgang av juridiske dokumenter for spesifikke klausuler, skriving av enkel programvarekode, oversettelse av standardtekster og lignende (Brynjolfsson et al., 2025; McAfee, 2024). Dette representerer en *fortrengningseffekt* for de delene av kunnskapsarbeidet som faller inn under denne kategorien. Samtidig kan KI fungere som et kraftig verktøy for å forsterke kunnskapsarbeideres ytelse i mer komplekse, kreative og strategiske oppgaver. Eksempler er blant annet bruk av KI som hjelpemiddel for idégenerering og brainstorming, som assistent i avansert dataanalyse og modellering, som verktøy for å akselerere forskningsprosesser, som «copilot» for å skrive og feilsøke kompleks kode, som beslutningsstøttesystem som analyserer store mengder data, eller som verktøy for å skape personaliserte kundeopplevelser eller kreativt innhold. Her fungerer KI som en komplementær ressurs som kan bidra til å øke produktivitet, kvalitet og innovasjonsevne.

Bildet er imidlertid noe mer komplekst enn en enkel dikotomi mellom automatisering og forsterkning/støtte. For det første kan som nevnt en og samme KI-teknologi ha både substituerende og komplementære effekter avhengig av hvordan teknologien helt konkret brukes. Ofte har vi dessuten å gjøre med delautomatisering der deler av en prosess automatiseres og frigjør kapasitet til arbeidstakeren, i stedet for helautomatisering der hele arbeidsprosesser automatiseres. På den annen side har historien vist oss at hele arbeidsprosesser, og til og med yrker, kan automatiseres og rasjonaliseres fullstendig av teknologi (Frey, 2019). For det andre så krever «KIs innvirkning på kunnskapsarbeidere» en analyse som anerkjenner den store heterogeniteten vi finner innenfor kategorien «kunnskapsarbeider». Effektene vil kunne variere betydelig avhengig av spesifikke yrker, oppgaver, bransjer og individuelle ferdighetsnivåer (Frey, 2019).

Et annet svært viktig poeng er at balansen mellom automatisering (fortrengning) og skapelsen av nye oppgaver (gjeninnsetting) er helt avgjørende for de langsiktige konsekvensene av KI for kunnskapsarbeidere og arbeidsmarkedet som helhet (Acemoglu & Restrepo, 2019a; Frank et al., 2019). Dersom teknologiutviklingen primært driver automatisering raskere enn samfunnets evne til å definere og skape nye, meningsfulle roller og oppgaver for mennesker, risikerer vi et scenario med økende press på lønninger, økende ulikhet og en fallende andel av verdiskapingen som tilfaller arbeidskraft – dette til tross for en utvikling der den totale økonomiske kaken vokser. Historien har vist at nye oppgaver kan oppstå og at teknologiske fremskritt og automatisering ikke har ført til høy arbeidsledighet i den industrialiserte delen av verden, men Acemoglu og Restrepo advarer mot å ta dette for gitt i møte med KI og dagens automatiseringsteknologier (Acemoglu & Restrepo, 2019b).

Acemoglu og Restrepo uttrykker blant annet bekymring for at den nåværende retningen innen KI-utvikling i stor grad går i retning mot det de kaller «so-so» automatisering (Acemoglu & Restrepo, 2019a). Med «so-so» automatisering mener de teknologiske løsninger som er akkurat gode nok til å erstatte mennesker i visse oppgaver, uten at dette leder til å større produktivitetsgevinster. Slik automatisering gir en betydelig

fortrengningseffekt uten en tilsvarende sterk *produktivitetseffekt* som kan legge til rette for at nye oppgaver og jobber skapes. De argumenterer videre for at det er en tendens til at teknologileverandører og næringslivet generelt satser for mye på ren automatisering, eller «feil type KI», da skattesystemet i USA har lavere skattesatser på kapital enn arbeidskraft, og for lite på å utvikle KI som bidrar til å skape nye oppgaver og forsterke arbeidstakere på nye måter. Konsekvensene kan bli stagnerende lønnsvekst for mange, en fallende lønnsandel av nasjonalinntekten, økende ulikhet og lavere samlet produktivitetsvekst enn AIs potensial skulle tilsi.

Retningen som KI-utviklingen tar kan ikke forklares ut fra ren teknologideterminisme eller at en naturgitt kraft ligger bak, men er snarere et resultat av valg og incentiver. Bekymringen for «feil type KI» og kritikken av et ensidig fokus på å etterligne mennesker peker på at myndigheter, forskere og virksomheter kan påvirke om KI primært utvikles for å *erstatte* eller for å *forsterke* mennesker (Acemoglu, 2021). Skattesystemer som favoriserer kapital fremfor arbeid, kortsiktige profittmoter, eller manglende investeringer i forskning på *menneske-sentrert KI* kan alle bidra til en uønsket skjevhet mot ren automatisering (Acemoglu & Restrepo, 2018). Samtidig er det viktig å merke seg at et ensidig fokus på kun forsterkning også kan ha uheldige konsekvenser, for eksempel ved å øke ulikheten dersom det bare er de allerede høyt kvalifiserte arbeidstakerne som drar nytte av denne komplementariteten.

I tabellen nedenfor oppsummerer vi noen av de viktigste forskjellene og effektene mellom automatisering og forsterkning:

	Automatisering	Forsterkning (støtteverktøy)
Primærmål	Erstatte menneskelig arbeidskraft i spesifikke oppgaver (substitusjon).	Forbedre menneskelig ytelse og kapabiliteter (komplementaritet).
Fokus	Effektivisering, kostnadsreduksjon, utføre repetitive/standardiserte oppgaver.	Øke produktivitet, kvalitet, kreativitet, innsikt; støtte komplekse/ikke-rutinepregede oppgaver.
Menneskets rolle	Redusert/rasjonalisert bort i oppgaven eller delene av arbeidet som automatiseres.	Sentral, bruker KI som støtteverktøy/assistent.
Effekt på arbeid	Fortrengningseffekt (displacement): Reduserer etterspørsel etter arbeidskraft for den spesifikke oppgaven.	Øker verdien av menneskelig arbeidskraft i komplementære oppgaver, kan frigjøre tid til mer komplekse og interessante oppgaver.

Eksempler (kunnskap)	Enkel datainnsamling/-analyse, standard rapportering, dokumentgjennomgang, enkel koding og rutinemessig oversettelse.	Idégenerering, avansert analyse, forskningsassistanse, kompleks koding, beslutningsstøtte og personalisert interaksjon.
Potensielle farer	Jobbtap, devaluering av ferdigheter, økt ulikhet (dersom produktivitetseffekten ikke øker tilstrekkelig og nye oppgaver ikke kompenserer for bortfallet).	Teknologiavhengighet/overdreven tillit til teknologien, redusert kritisk tenkning, bias-forsterkning, etiske dilemmaer, stress ved implementering, økt ulikhet (hvis kun de som allerede presterer godt i arbeidslivet forsterkes).

Tabell 3: Hovedforskjellene mellom automatisering og forsterkning, med utgangspunkt i kunstig intelligens sin innvirkning på kunnskapsarbeid.

4.5.1 Kompliserte og komplekse arbeidsoppgaver – KI sin egnethet

I diskusjonen om hva KI kan og ikke kan gjøre, kan det være nyttig å skille mellom kompliserte og komplekse oppgaver. En komplisert oppgave kjennetegnes ved at den kan være teknisk utfordrende og kreve spesialisert kunnskap, men den følger i hovedsak en logisk og ofte regelbasert struktur. Eksempler kan være skatteberegning, en produksjonsprosess eller optimalisering av logistikk. Kompliserte problemer er ofte forutsigbare, og selv om de kan være tidkrevende og vanskelige å løse, kan de forstås og struktureres så fremt man har tilstrekkelig innsikt og informasjon. Løsningene for slike oppgaver og problemer lar seg ofte reproducere, og det finnes gjerne en klar sammenheng mellom input og output (Kinni, 2017; Sturmberg et al., 2017).

Komplekse oppgaver derimot, kjennetegnes av usikkerhet og at de er dynamiske og gjerne kontekstavhengige. Det finnes ikke nødvendigvis én riktig løsning, og utfallene påvirkes av mange faktorer, blant annet menneskelig skjønn, erfaring, etikk og sosialt samspill (Kinni, 2017)(Kinni, 2017). Eksempler kan være ledelse, pasientbehandling i møte med sammensatte sykdomsbilder eller politikkutforming. Slike oppgaver involverer ofte flere aktører, vektning av ulike hensyn og behov for å tolke informasjon i lys av situasjonen.

Denne distinksjonen har direkte relevans for hvor og hvordan KI kan brukes effektivt. KI, særlig i form av maskinlæring, har vist seg svært godt egnet til å håndtere kompliserte oppgaver. Det skyldes at slike oppgaver ofte kan modelleres med utgangspunkt i store mengder data og at KI-algoritmene gjennom læringsprosessen identifiserer mønstre og innsikt. Når strukturen i oppgavene er stabil, og beslutningsgrunnlaget kan baseres på tidligere eksempler eller regelbaserte prosedyrer, kan KI oppnå høy presisjon og ytelse.

For komplekse oppgaver er bildet mer nyansert. Her har KI-teknologi hittil hatt mer begrenset nytte og rekkevidde, fordi teknologien i utgangspunktet opererer basert på mønstergjenkjenning i historiske data og statistisk sannsynlighet, snarere enn dyp forståelse av et fenomen, skjønn og kontekstforståelse. Mange komplekse oppgaver krever evne til å håndtere usikkerhet og variasjon, noe som KI som nevnt tidligere kan ha utfordringer med. Videre kan slike oppgaver kreve tolkning av sosiale signaler, implisitte normer og maktforhold. KI kan fortsatt spille en rolle i utøvelse av komplekse arbeidsoppgaver, for eksempel ved å gi

beslutningsstøtte, foreslå handlingsalternativer eller hjelpe med informasjonsinnhenting, men det er fortsatt særdeles vanskelig å erstatte (helautomatisere) menneskelig skjønn og kontekstuell forståelse.

Skillet mellom kompliserte og komplekse arbeidsoppgaver er ikke absolutt. I praksis befinner mange arbeidsoppgaver seg et sted mellom det kompliserte og det komplekse, og de kan inneholde elementer av begge. Med fremveksten av mer avansert KI, ser vi at systemene i økende grad kan støtte også deler av komplekse prosesser. Et illustrerende eksempel er AlphaFold, utviklet av Google DeepMind, som løste problemet med å forutsi proteiners tredimensjonale struktur, et problem som tidligere ble ansett som særdeles komplekst innen biologi (Jumper et al., 2021). Løsningen ble muliggjort gjennom bruk av avanserte kunstige nevralt nettverk, store datasett og kraftig regnekapasitet. Selv om proteinfolding i seg selv er kompleks, er det verdt å merke seg at utfordringen kunne omgjøres til et spesifikt, avgrenset prediksjonsproblem basert på store mengder strukturerte data – altså gjort *komplisert* og løsbart gjennom datadrevet modellering. På samme måte ser vi at enkelte oppgaver i arbeidslivet som tilsynelatende er komplekse, i praksis inneholder mange repeterbare og standardiserte elementer som kan automatiseres eller støttes av KI, mens mennesker fortsatt håndterer det som krever skjønn, kontekstforståelse og etikk (dette reflekteres i tabell 3).

4.6 Fører KI til nye kompetansebehov for kunnskapsarbeidere?

Innføringen av kunstig intelligens i arbeidslivet kan bidra til å endre enkelte sider ved kunnskapsarbeidets karakter. Kunnskapsarbeidere, som tradisjonelt har basert sitt virke på blant annet analytiske ferdigheter, ekspertkunnskap og problemløsning, vil trolig i økende grad oppleve at deres arbeidsoppgaver kan støttes, utfylles eller i noen tilfeller automatiseres av KI-teknologier (Brynjolfsson & McAfee, 2014). Denne utviklingen har over tid blitt grundig diskutert i forskningslitteraturen, og det synes å være bred enighet blant forskere og eksperter om at teknologien stiller nye og endrede krav til kompetanse. Utfordringen er å få klarhet i nøyaktig hvilke kompetansebehov det er snakk om, og hvilke som blir viktige for spesifikke yrkesgrupper og domener.

Går vi rundt ti år tilbake i tid begynte det å komme flere studier som diskuterte hvordan KI og annen digital teknologi vil bidra til endrede kompetansebehov hos kunnskapsarbeidere. Flere studier pekte den gang på at KI i stor grad vil øke etterspørselen etter kognitive ferdigheter (evne til å resonere og problemløsning), kreativitet, teknologiforståelse og samarbeidsevner (Brynjolfsson & McAfee, 2014; Susskind & Susskind, 2022). Oppgaver som er rutinepregede, selv innen avansert kunnskapsarbeid som juridisk saksbehandling, medisinsk diagnostikk eller finansanalyse, ble forventet å i økende grad kunne utføres av intelligente systemer. Evnen til å bruke KI-verktøy effektivt, vurdere teknologiens anbefalinger og output kritisk og integrere innsikt fra automatiserte systemer, ble dermed antatt å bli en stadig viktigere og mer sentral del av kunnskapsarbeidet. (Davenport & Kirby, 2016).

Annen forskning pekte på at «digital literacy» – altså evnen til å forstå, bruke og reflektere kritisk over digitale teknologier – ville bli en grunnleggende ferdighet på linje med lesing, skriving og regning (van Laar et al., 2017). Videre ville det bli viktig å forstå hvordan KI-systemer fungerer, hva som er deres begrensninger og svakheter, for å sikre ansvarlig bruk og unngå blind tillit til svar og anbefalinger fra KI-systemer. En annen viktig ferdighet som ble viet mye oppmerksomhet i faglitteraturen var fremveksten av "complementarity skills", det vil si ferdigheter som utfyller KI, snarere enn å konkurrere med teknologien. Dette inkluderte blant annet sosial intelligens, empati, tverrfaglig innsikt og evnen til å tilpasse seg raske endringer (Autor, 2015).

Det ble forventet at KI i liten grad ville kunne ta over oppgaver som krever høy «emosjonell intelligens» eller kompleks kontekstuell vurdering.

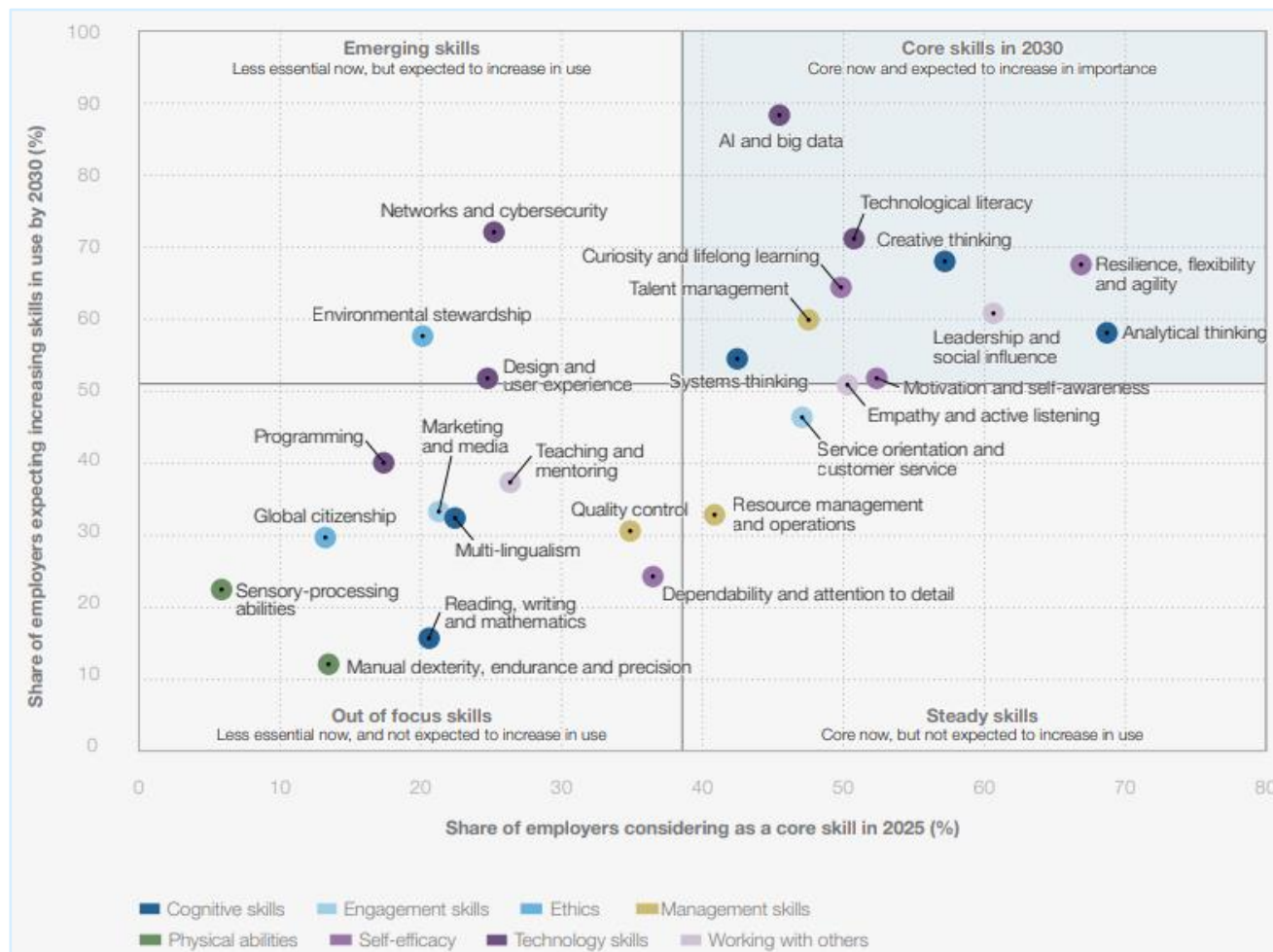
SØA gjennomførte i 2017 et oppdrag på vegne av Akademikerne der de framskrev behovet for sysselsatte med høyere utdanning frem til 2035 (Eggen & Rønnes, 2017). Resultatene viste et økende behov for akademikere og folk med høyere utdanning, altså kunnskapsarbeidere, frem mot 2035. I tillegg viste beregningene en forventning om økt etterspørsel etter yrkesfaglig kompetanse, men derimot lavere etterspørsel etter sysselsatte med lav formell kompetanse og de som utfører rutinepregede arbeidsoppgaver. Disse resultatene bygde blant annet på forutsetningen (og forventningen) om rask teknologisk utvikling og endringene dette vil lede til i arbeidsmarkedet. Videre kom man frem til at «*kravet til så vel dybdekunnskap som systemforståelse øker*», og at akademikerandelen i arbeidsstyrken vil vokse raskere enn hva som tidligere hadde blitt lagt til grunn (Eggen & Rønnes, 2017).

Spoler vi tiden frem til i dag i 2025, ser vi at mange av de samme kompetansebehovene og ferdighetene fortsatt anses som avgjørende for kunnskapsarbeidere i møte med kunstig intelligens. Kompetanse og ferdigheter som kritisk tenking, problemløsning, digital kompetanse, kommunikasjonsevner og evnen til kontinuerlig læring trekkes fremdeles frem som sentrale (Dumitru & Halpern, 2023). Videre fremheves det at det er viktig å kunne vurdere maskingenererte analyser kritisk, bruke KI-verktøy på en effektiv måte innenfor eget fagområde, samt å forstå etiske og regulatoriske rammer knyttet til KI-bruk (Brynjolfsson et al., 2025).

World Economic Forum (WEF) kom nylig med en omfattende rapport, *Future of Jobs Report 2025*, der de blant annet har undersøkt hvilke ferdigheter og kompetanser som betraktes som viktige i dag og som forventes å bli enda viktigere frem mot 2030 (World economic forum, 2025). Rapporten bygger på perspektivene til over tusen ledende globale arbeidsgivere som til sammen representerer mer enn 14 millioner arbeidstakere fordelt på 22 industriklynger og 55 økonomier.

Figur 9 på neste side viser hvilke ferdigheter og kompetansebehov utvalget i spørreundersøkelsen (arbeidsgivere) mener er viktige i dag og som blir enda viktigere fremover, samt hvilke ferdigheter og kompetanser som anses å bli mindre viktige i tiden frem mot 2030. I øvre høyre kvadrant fremheves ferdigheter som allerede i dag anses som sentrale og som forventes å bli enda viktigere fremover («Core skills in 2030»). Vi kan merke oss at ferdigheter innen KI og stordata vurderes som relativt viktig i dag (ca. 46 prosent), og at nesten 90 prosent av utvalget forventer at dette vil bli den viktigste ferdigheten (core skill) i 2030. Videre følger kompetanse innen «networks and cybersecurity» og «technological literacy». Som et komplement til tekniske ferdigheter ser vi også at kreativ tenking, analytiske ferdigheter, resiliens og fleksibilitet sammen med nysgjerrighet og livslang læring forventes å bli enda viktigere ferdigheter i årene frem mot 2030. Analytiske ferdigheter («analytical thinking» i figuren) blir vurdert som den viktigste ferdigheten i dag.

Figur 9: Kjernekompetanser i 2025-2030



Figur 9: Oversikt over kjernekompetanser som anses som viktige i dag og som blir enda viktigere frem mot 2030. (Kilde: World Economic Forum, Future of Jobs Survey, 2024).

Studien til WEF har også sett nærmere på forskjeller mellom land. I Norge forventer arbeidsgivere at man vil få økt etterspørsel etter kompetanse innen KI og stordata, nysgjerrighet og livslang læring, samt resiliens og fleksibilitet fremover. Faktisk forventer en større andel arbeidsgivere i Norge at særlig disse tre ferdighetene blir viktige fremover sammenlignet med andre land (World economic forum, 2025).

Store makroundørsøkelser som den WEF har gjennomført, er utvilsomt interessante, men man bør være varsom med å betrakte dem som en fasit for hvordan utviklingen faktisk vil bli. Det er som kjent en krevende øvelse å spå fremtiden. Det virker for eksempel som et paradoks at «reading, writing and mathematics» vurderes som lite viktig i dag, og at disse ferdighetene forventes å bli enda mindre sentrale som kjernekompetanser frem mot 2030. Mange vil hevde at nettopp slike grunnleggende ferdigheter er en forutsetning for å bli dyktig innen KI, teknologifag, analytisk tenkning og kreativ problemløsning. Ut fra dette perspektivet kunne man forvente at slike ferdigheter ble vurdert som enda viktigere i møte med fremtidens krav. En mulig forklaring på dette paradokset kan være knyttet til hvordan spørsmålene i undersøkelsen er utformet, og hvordan respondentene har tolket dem. Dersom spørsmålene i undersøkelsen har lagt mer vekt

på spesifikke ferdigheter knyttet til bruk av avanserte digitale verktøy, kan det ha gjort at grunnleggende ferdigheter som lesing, skriving og regning fremstår som mindre viktige – selv om de i praksis fortsatt er helt avgjørende for avansert kunnskapsarbeid.

Til tross for store fremskritt innen KI viser flere studier at domenespesifikk kompetanse ser ut til å forbli en avgjørende faktor innen kunnskapsarbeid. Enkelte studier understreker at KI ikke eliminerer behovet for menneskelig ekspertise, men snarere forsterker viktigheten av dyp fagkunnskap i komplekse arbeidsprosesser (Babashahi et al., 2024; Brea & Ford, 2023). Domenespesifikk kompetanse spiller dessuten en avgjørende rolle for at KI-løsninger skal kunne fungere effektivt i ulike kontekster (Miller et al., 2024). For å utvikle, trene og anvende KI-systemer på en måte som gir meningsfulle og pålitelige resultater, må derfor menneskelige eksperter bidra med innsikt i hvilke variabler som er relevante, hvordan prosesser fungerer, og hvilke normative krav og hensyn som gjelder i en gitt sektor.

4.7 Algorit mestyrt ledelse, autonomi og tillit

Algorit mestyrt ledelse, også kjent som «algorithmic management», innebærer bruk av algoritmer, herunder KI, for å overvåke, evaluere og styre ansattes arbeid (Baiocco et al., 2022). Begrepet «algorit mestyrt ledelse» ble først introdusert av Lee et al. (2015) for å beskrive hvordan algoritmer overtok ledelsesfunksjoner i plattformsselskaper som Uber og Lyft (Benlian et al., 2022). Selv om algorit mestyrt ledelse har sitt opphav og er mest utviklet innen plattform- og gig-økonomien, har denne formen for ledelse i økende grad spredt seg og blitt tatt i bruk på tvers av ulike sektorer og domener. Algorit mestyrt ledelse blir av enkelte betraktet som en digital videreføring av historiske ledelsesteorier som har vektlagt rasjonalisering og byråkratisering av arbeid, slik som for eksempler taylorisme/scientific management (Noponen et al., 2024). Likhetsstrekk er blant annet et søkelys på standardisering, måling, kontroll og effektivitet. Samtidig skiller algorit mestyrt ledelse seg ut gjennom sin hastighet, skalerbarhet og bruk av store datamengder (Baiocco et al., 2022).

Algorit mestyrt ledelse innebærer bruk av algoritmer og programvare – i økende grad basert på KI – og store mengder data for å koordinere, kontrollere, overvåke og evaluere arbeidskraft (Milanez et al., 2025). Teknologiske fremskritt åpner for betydelige muligheter til å spare både tid og penger, og innføres ofte med mål om å øke produktiviteten eller gjøre driften mer effektiv. Samtidig kan mange av disse teknologiene ha avanserte funksjoner som gjør det mulig å overvåke og kontrollere ansattes arbeidsatferd. Eksempler på anvendelser er blant annet *algoritmisk matching* som automatisk kan koble sjåfører med passasjerer, bud med bestillinger, eller frilansere med oppdrag basert på faktorer som lokasjon, tilgjengelighet, rangering og pris (Lippert et al., 2023). Et annet eksempel, og trolig mer relevant for kunnskapsarbeidere, er *prestasjonsstyring* i form av kontinuerlig overvåking og evaluering med utgangspunkt i forhold som kundebedømminger (ratings), aksepterte for oppdrag, leveringstid og andre kvantitative mål (Jarrahi et al., 2023).

Innen kunnskapsarbeid kan algoritmisk ledelse inngå i systemer for prosjektstyring, oppgaveallokering basert på kompetanse og tilgjengelighet eller sporing av tidsbruk og produktivitet. Forskning har identifisert utfordringer som gjør seg særlig gjeldende i denne delen av arbeidslivet, for eksempel erosjon av tillit mellom kolleger når evalueringer blir algoritmedrevet, eller bekymringer for at algorit mestyrt ledelse kan påvirke ansattes kreativitet negativt (Lippert et al., 2023; Wood, 2021). For kunnskapsarbeidere, som ofte verdsetter selvstendighet, autonomi og faglig skjønn, kan algorit mestyrt ledelse oppleves som inngripende. Dersom KI-systemer og andre algoritmer begynner å diktere arbeidsprosesser og evaluere prestasjoner, kan det føre til en opplevelse av redusert kontroll over eget arbeid (Noponen et al., 2024).

Det har blitt gjennomført en del forskning om utfordringene knyttet til algorit mestyrt ledelse de siste årene. Foundation for European Progressive Studies (FEPS) har utført en omfattende spørreundersøkelse om algorit mestyrt ledelse blant fagforeningsmedlemmer i utvalgte sektorer i Danmark, Sverige, Norge og Finland. Undersøkelsen representerer den første storskala kvantitative analysen av dette temaet i en nordisk kontekst (Nagell, 2024).

FEPS har utarbeidet tre hovedkategorier for algorit mestyrt ledelse: 1) *Tildeling av arbeidsoppgaver*, for eksempel tildeling av oppgaver og distribusjon av ordrer eller fordeling av personell til team. 2) *Styring av arbeidsprosesser*, for eksempel overvåking av skjermaktivitet, screening av arbeidstakerens kommunikasjon eller instruksjoner for hvordan arbeidsoppgaver skal utføres. 3) *Måling av resultater*, for eksempel vurdering av ansattes produksjon og ytelse, kunde- og brukerbaserte vurderingssystemer bruk til å evaluere arbeidstakeres innsats eller anbefalinger knyttet til bonuser og forfremminger. Undersøkelsen viser at hele 72 prosent av de norske respondentene tror eller er sikre på at minst en disse formene for algorit mestyrt ledelse benyttes i egen virksomhet.

Funn fra undersøkelsen til FEPS indikerer at algorit mestyrt ledelse kan ha negative konsekvenser for arbeidstakere i form av:

- *Redusert jobbbautonomi*: Bruk av algorit mestyrt ledelse ser ut til å begrense ansattes frihet til å ta egne beslutninger og anvende sin dømmekraft, ferdigheter og kunnskap i arbeidet. Jo mer omfattende og ukritisk den algorit mestyrte ledelsen er, desto mindre opplevelse av autonomi hos respondentene.
- *Økt arbeidsbelastning*: Økt eksponering for algorit mestyrt ledelse henger sammen med høyere arbeidsmengde og økt arbeidstempo. Teknologien ser dermed ut til å bidra til en intensivering av arbeidsoppgaver.
- *Redusert jobbsikkerhet*: Ansatte som utsettes for algorit mestyrt ledelse rapporterer høyere grad av usikkerhet knyttet til ansettelsesforholdet og frykt for å miste jobben.
- *Svekket tillit*: Bruken av algorit mestyrt ledelse kan undergrave tillitsforholdet mellom ansatte og ledelse. Jo større eksponering for denne typen styring, desto lavere er tilliten til ledere, og desto mindre føler ansatte at lederne har tillit til dem.
- *Redusert jobbtilfredshet og motivasjon*: Økning av algorit mestyrt ledelse er forbundet med mindre jobbtilfredshet og motivasjon.
- *Økt stressnivå*: Algorit mestyrt ledelse bidrar også til høyere opplevd arbeidspress og stress, og ser ut til å ha en negativ innvirkning på ansattes mentale helse og velvære.

FEPS påpeker avslutningsvis i rapporten at de negative konsekvensene ved algorit mestyrt ledelse ikke er uunngåelige. De fremhever spesielt to sentrale faktorer som kan dempe de uheldige virkningene – *medvirkning* og *ledelsens åpenhet*. Funnene viser at for ansatte som opplever en høy grad av medvirkning i egen arbeidssituasjon, så har algorit mestyrt ledelse ingen signifikant virkning på autonomi, tillit og jobbtilfredshet.

Det ser derimot ut til at medvirkning ikke forhindrer at algoritmestyrte ledelse fører til økt stress og arbeidsbelastning, eller usikkerhet knyttet til jobbsikkerhet. Det samme mønsteret ser også ut til å gjelde for ledelsens åpenhet. Flere av de negative virkningene av algoritmestyrte ledelse reduseres kraftig eller forsvinner helt dersom åpenheten fra ledelsen er høy – dette gjelder autonomi, tillit og jobbtilfredshet. Virkningen på stress og jobbsikkerhet er derimot tilnærmet uendret uavhengig av graden av åpenhet (Nagell, 2024).

På den ene siden har algoritmestyrte ledelse et potensial for økt effektivitet og forbedret koordinering i komplekse operasjoner. Videre kan slik ledelse gi mer datadrevne, og potensielt objektive, beslutninger. Disse fordelene er ofte fremtredende i organisasjonenes begrunnelser for å implementere slike teknologiløsninger. På den annen side, så avdekker forskningen illustrert i det foregående en rekke alvorlige utfordringer, og da spesielt for arbeidstakerne. Bildet er nyansert og i stor grad kontekstavhengig. KI og algoritmer generelt har som nevnt potensial til å kunne fatte mer konsistente og datadrevne beslutninger enn mennesker, som dessuten kan være påvirket av kognitive skjevheter, følelser eller personlige preferanser. I teorien kan dette føre til mer objektive vurderinger i for eksempel rekruttering eller ytelsesevaluering. Videre så kan teknologien gi kunnskapsarbeidere (arbeidstakere) umiddelbar og personlig tilpasset tilbakemelding på deres prestasjoner, eller gi anbefalinger og råd til forbedring. Dette kan, dersom det utformes på en fornuftig måte, oppleves som nyttig støtte for kunnskapsarbeidere (Benlian et al., 2022; Nagell, 2024).

Virkningene av algoritmestyrte ledelse påvirkes i stor grad av de organisatoriske valgene som tas ved utforming og implementering. Hvorvidt systemene hovedsakelig benyttes til kontroll og overvåking, eller om de også utvikles for å støtte og styrke arbeidstakerne, har trolig stor betydning for hvilke konsekvenser de får. Samtidig bør man anerkjenne at teknologiske fremskritt innen KI og software mer generelt åpner for økt overvåking og styring av ansatte, og at det foreligger en risiko for formålsglidning og uheldige virkninger dersom slike systemer tas i bruk uten tydelige rammer og avklaringer.

4.7.1 Forskjellen mellom styring og ledelse

Vi vil påpeke at det er et skille mellom begrepene ledelse og styring. Begge begrepene handler om å påvirke retning, beslutninger og organisering i en virksomhet, men de representerer ulike dimensjoner, både i innhold og i hvordan de utøves. Styring (management/control) refererer til de formelle prosessene og verktøyene som brukes for å sikre at mål oppnås og at virksomheten fungerer effektivt. Det kan handle om planlegging, ressursallokering, rapportering, resultatoppfølging og måling av ytelse – aktiviteter som i stor grad kan standardiseres, overvåkes og automatiseres. Dette er områder der KI og andre digitale teknologier kan ha stor betydning (Røvik, 2007). Slik som vist i kapittel x, så brukes KI i økende grad til oppgaveallokering, tidsstyring og effektiviseringsformål – altså som et styringsverktøy.

Ledelse eller lederskap er mer direkte og handler i større grad om menneskelige relasjoner, retning og mening. Det innebærer å skape tillit, motivere medarbeidere, kommunisere visjoner, håndtere usikkerhet og bygge felleskap (Jacobsen & Thorsvik, 2013). Ledelse er derfor en aktivitet som i høy grad krever empati, skjønn, verdiforståelse og evne til å navigere i sosiale og kulturelle kontekster. Dette er ferdigheter og vurderinger som i stor grad må sies å ligge utenfor KI-systemers kapabiliteter. KI kan kanskje støtte med informasjon, men lederskap er i sin natur relasjonelt og kontekstuell, og forutsetter dermed menneskelig tilstedeværelse. Mens styring i økende grad kan understøttes eller delvis overtas av KI og annen digital teknologi, forblir ledelse en kjerneoppgave for mennesker. KI kan være en kraftfull støtte, men det er fortsatt ledere som må ta de vanskelige beslutningene når verdier kolliderer, når regelverk ikke gir klare svar, eller når menneskelig dømmekraft er avgjørende. Kort sagt kan man si at styring kan automatiseres, ledelse må utøves.

Med denne distinksjonen mellom styring og ledelse som bakteppe, kan det fremstå som noe misvisende å oversette det engelske begrepet *algorithmic management* til *algoritmestyrte ledelse*, ettersom det i praksis svært ofte handler mer om styring enn ledelse i tradisjonell forstand. Vi har likevel valgt å benytte denne oversettelsen, da *algoritmestyrte ledelse* har etablert seg som et innarbeidet begrep i norsk faglitteratur og i forskningsmiljøer som studerer dette fenomenet.

4.8 Medvirkning i den digitale tidsalderen – rollen til tillitsvalgte

I et land som Norge, med sterke tradisjoner for medbestemmelse og partssamarbeid, bør utvikling og innføring av KI i arbeidslivet skje i et nært samspill mellom arbeidsgiver, ansatte og tillitsvalgte. Partssamarbeidet har historisk vært en viktig del av det som har gjort norsk arbeidsliv robust, inkluderende og omstillingsdyktig. Tillitsvalgte har hatt en sentral rolle i å sikre at teknologiutvikling og innføring skjer på en måte som ivaretar både virksomhetens behov og de ansattes rettigheter og interesser siden datarevolusjonen startet på 1960-tallet. Erfaringene fra tidligere digitaliseringsprosesser viser at involvering av tillitsvalgte har bidratt til mer treffsikker teknologiutvikling, høyere grad av tillit til nye løsninger og bedre forankring blant ansatte (Øyum et al., 2024).

Prinsippene om involvering og medvirkning er forankret i hovedavtalene mellom partene i arbeidslivet – både i offentlig sektor, der Akademikerne er part, og i privat sektor, gjennom medlemsorganisasjonene deres. I disse avtalene slås det fast at tillitsvalgte skal involveres i omstillings- og utviklingsprosesser, gjerne så tidlig som mulig. Formålet med dette er å sikre at omstilling og utvikling – enten det gjelder organisering, prosesser eller ny teknologi – skjer på en måte som ivaretar både virksomhetens behov og arbeidstakernes interesser. Teknologisk utvikling er ofte spesifikt nevnt i avtalene som et område hvor partssamarbeid og tidlig dialog er særlig viktig.

Hovedavtalene mellom partene inneholder altså tydelige formuleringer om at tillitsvalgte og ansatte skal involveres i omstillings- og utviklingsprosesser, også når det er snakk om teknologisk utvikling. Dette tankegodset og avtalenes innhold er også særdeles relevant i møte med KI. Et viktig utgangspunkt er at KI ikke bare er en teknologisk endring, men også en organisasjonsendring. Teknologien påvirker hvordan arbeid utføres, hvem som gjør hva, hvordan beslutninger tas, og hvilke kompetanser som etterspørres. Derfor er det kritisk at tillitsvalgte involveres tidlig – ikke først når løsningene er klare til implementering, men allerede i vurderingen av behov, hensikt og konsekvenser. Partene er altså enige om at medvirkning, reell innflytelse og bruk av tillitsvalgte er viktig. Men hva viser egentlig forskning? Får tillitsvalgte mulighet til å aktivt ta del og medvirke i digitaliseringsprosesser og prosesser som omhandler KI?

Det finnes foreløpig lite forskning som spesifikt har undersøkt tillitsvalgtes rolle i utvikling og implementering av KI-løsninger. Derimot finnes det en del forskning som belyser tillitsvalgtes involvering i digitaliseringsprosjekter mer generelt, og som kan gi nyttige perspektiver også i møte med KI. Fafo har kartlagt i hvilken grad tillitsvalgte involveres når virksomhetene innfører ny digital teknologi som potensielt kan bidra til økt kontroll og overvåking av ansatte (Bråten et al., 2023). Deres funn viser at 36 prosent av virksomhetene som har verneombud eller tillitsvalgte oppgir at verneombudet var involvert i beslutningsfasen ved anskaffelse av ny digital teknologi, mens 34 prosent svarer det samme for tillitsvalgte. I de tilfellene der slike representanter har vært involvert i beslutningsprosessene har de også ofte hatt en aktiv rolle i implementeringsfasen. Nær halvparten av virksomhetene i undersøkelsen rapporterer at de verken har involvert tillitsvalgte eller verneombud i noen deler av digitaliseringsprosessen – altså når det gjelder beslutning/valg av teknologi, utvikling eller implementering. Dette er nokså oppsiktsvekkende tall og

indikerer som Fafo påpeker at det «synes å være et betydelig deltakelsesgap mellom hva lov- og avtaleverket sier skal være praksis for partssamarbeidet ved innføring av ny teknologi, og hva virksomhetene svarer at de faktisk har gjort» (Bråten et al., 2023). Den samme studien viser at tillitsvalgte i store virksomheter involveres oftere i digitaliseringsprosesser enn de som jobber i små virksomheter.

SINTEF gjennomførte en nasjonal kartlegging av ansattes syn på digitalisering i 2017 (Torvatn et al., 2017). Et viktig funn fra undersøkelsen var at flertallet av respondentene hadde opplevd innføring av nye digitale verktøy i løpet av de siste 12 månedene og at den store majoriteten var grunnleggende positive til teknologien. Undersøkelsen kartla dessuten hvem som hadde deltatt i disse innføringsprosessene, og der svarte 50 prosent at ansatte/representanter alltid eller ofte er involvert, mens 21 prosent sier at de aldri deltar. For spørsmålet som går på «hvem bestemmer» i forbindelse med digitaliseringsprosesser, altså underforstått som et spørsmål om hvem som er med i medvirkningsprosesser og når, er det vanligste svaret «ansatte valgt av ledelsen» med 53 prosent, etterfulgt av «tillitsvalgt» med 32 prosent og verneombud med 22 prosent. På spørsmål om når involveringen skjer, svarte de fleste «før beslutning om ny teknologi tas», noe som skiller seg fra flere casestudier gjennomført av SINTEF der man har sett at involvering av tillitsvalgte først skjer i implementeringsfasen (Øyum et al., 2024).

Det norske trepartssamarbeidet gir en unik mulighet for å sikre en rettferdig og ansvarlig digital omstilling. Dersom tillitsvalgte involveres på en reell måte og så tidlig som mulig, øker sjansen for at KI blir et verktøy som styrker tillit, motivasjon og kvalitet, fremfor å skape motstand eller utrygghet. En god prosess kjennetegnes ikke bare av formell informasjon, men av åpenhet, dialog og felles eierskap til endringene. Når ansatte og deres representanter forstår hvorfor KI tas i bruk og hvordan det skal anvendes, øker legitimiteten – og dermed også sannsynligheten for at teknologi faktisk tas i bruk på en måte som skaper verdi (Øyum et al., 2024).

4.9 KI-forordningens betydning for innføring og bruk av KI

AI Act, eller KI-forordningen på norsk, er EUs omfattende regulering av kunstig intelligens, vedtatt i 2024 som verdens første helhetlige lovgivning på området. Formålet er å sikre trygg, etisk og rettferdig bruk av KI-teknologi i tråd med europeiske verdier og grunnleggende rettigheter, samtidig som det legges til rette for innovasjon (Regulation, EU 2024/1689, Artificial Intelligence Act). Forordningen vil gjelde i hele EU og EØS, og den norske regjeringen har varslet at lovverket vil gradvis innføres frem til hele forordningen skal være implementert i august 2026.

Et sentralt element i KI-forordningen er klassifiseringen av KI-systemer, som er delt i fire risikonivåer avhengig av skadepotensial:

- Minimal risiko: KI-systemer innen denne kategorien kan brukes fritt uten særlige krav. Eksempler er spamfiltre for e-post eller KI-basert anbefalingsinnhold.
- Begrenset risiko: Her stilles det krav for transparens. Brukere skal informeres når de interagerer med et slikt KI-system, som for eksempel kan være en chatbot. Det samme gjelder dersom man utsettes for KI-generert innhold (tekst, tale, bilde, video etc.).

- Høyrisiko: Dette er KI-systemer som kan utgjøre en betydelig risiko for helse, sikkerhet eller grunnleggende rettigheter. Slike KI-systemer har omfattende krav knyttet til bruk, blant annet til datasett, dokumentasjon, overvåkning, risikostyring og menneskelig kontroll. Eksempler på KI-systemer som plasseres i denne kategorien er KI som brukes i forbindelse med rekruttering, kredittvurdering, prestasjonsmåling av ansatte eller deler av saksbehandlingen i offentlig sektor.
- Uakseptabel/systemisk risiko: Her er det snakk om KI-systemer som anses for farlige eller etisk uakseptable og dermed forbys. Dette kan for eksempel være KI-systemer som legger til rette for profilering og såkalt «social credit score», altså systemer som måler borgere ut ifra deres atferd og opererer med et «poengsystem», eller det kan være KI-løsninger som bevisst er utviklet for å manipulere eller utnytte sårbare grupper. I tillegg er visse biometriske identifikasjonssystemer forbudt, for eksempel ansiktsgjenkjenning på offentlig sted for rettshåndhevelse, unntatt under særskilte og strengt definerte omstendigheter.

KI-forordningen har lagt opp til en rekke forpliktelser med tanke på transparens. For eksempel skal personer som bruker et KI-system opplyses om at de interagerer med KI, med mindre dette fremstår åpenbart eller om teknologien brukes til å bekjempe kriminalitet. Output (for eksempel KI-genererte bilder) fra KI-løsninger skal merkes med at innholdet er generert av et KI-system. Videre skal mennesker som eksponeres for KI-løsninger som bruker såkalt biometrisk kategorisering eller følelsesgjenkjenning, gjøres kjent med dette.

KI-forordningen har som krav at det skal opprettes minst en regulatorisk sandkasse på nasjonalt nivå innen 24 måneder etter at forordningen har tredd i kraft. Slike sandkasser skal gjennom et kontrollert testmiljø legge til rette for innovasjon, utvikling, testing og validering av nye og innovative KI-systemer før de eventuelt kan slippes i det kommersielle markedet. Medlemsstatene som implementerer rammeverket, har krav på seg om å allokere tilstrekkelige ressurser til markedsovervåkingsmyndighetene som skal sørge for at kravene etterleves. De skal dessuten bruke sandkassene til å gi veiledning, tilsyn og støtte for identifiserte risikoer, med et særskilt søkelys på grunnleggende rettigheter, samt helse og sikkerhet.

I Norge har regjeringen styrket den nasjonale innsatsen på KI ved å opprette «KI Norge», som skal fungere som en nasjonal arena for innovativ og ansvarlig KI og blant annet fungere som et bindeledd mellom sentrale KI-aktører i offentlig sektor, privat næringsliv, forskningssektoren og academia. Her vil «KI-sandkassen» være et sentralt element som skal gi norske virksomheter en arena for å eksperimentere og teste ut KI-løsninger på en trygg og fornuftig måte (Regjeringen, *Gjør Norge klar for trygg og innovativ KI-bruk*, 2025).

KI-forordningen har blitt hyllet som en banebrytende regulering som skal sikre trygg og ansvarlig bruk av KI. Samtidig har den også møtt betydelig kritikk, både fra næringsliv, academia og sivilsamfunn, særlig knyttet til innovasjon, gjennomførbarhet og mulige utilsiktede virkninger for konkurranseevne og teknologisk utvikling i Europa (Paugh, 2025; Wörsdörfer, 2024). En av de mest fremtredende innvendingene mot forordningen er at regelverket kan virke hemmende på innovasjon, særlig for små og mellomstore bedrifter (SMBer). Kritikerne peker på at kravene – spesielt for høyrisiko-KI – innebærer omfattende dokumentasjonsplikt, testing, samsvarsvurderinger og vedlikehold av risikohåndteringssystemer. Slike krav kan være kostbare og ressurskrevende, og dermed føre til at mindre aktører ikke har kapasitet til å utvikle eller ta i bruk KI-løsninger i praksis. Flere teknologiselskaper og forskere har hevdet at dette kan føre til en skjevfordeling av innovasjonskraft, der store teknologigiganter med juridisk og teknisk kapasitet får fortrinn, mens mindre europeiske startups presses ut av markedet (Paugh, 2025). Noen peker også på risikoen for at

innovasjon flyttes utenfor Europa til steder med mindre regulering, og dermed svekker Europas posisjon i den globale teknologiutviklingen.

En annen bekymring gjelder gjennomførbarheten og praktisk implementering av forordningen. Regelverket er omfattende og teknisk komplekst, med ulike krav for ulike typer KI-systemer, avhengig av risikonivå. For mange virksomheter, både i privat og offentlig sektor, kan det være krevende å kartlegge hvilke systemer som omfattes, hvilke krav som gjelder, og hvordan man skal sikre overholdelse i praksis. Det finnes også usikkerhet rundt hvordan medlemslandene vil håndheve reglene, og hvorvidt det vil oppstå ulikheter i tolkning og implementering som kan skape rettslig usikkerhet og byråkratisk belastning. Enkelte juridiske eksperter har uttrykt bekymring for at små feil i etterlevelse, for eksempel manglende varsling om KI-bruk eller svakheter i datasett, kan føre til uforholdsmessig store sanksjoner.

Selv om rammeverket reiser enkelte utfordringer, må forordningen vurderes opp mot behovet for økt tillit, transparens og ansvarlighet i en tid preget av stadig mer kraftfull og gjennomgripende teknologi. Uten klare og felles regler risikerer man et «vill vest»-scenario, der brukere og ansatte utsettes for KI-beslutninger uten innsikt eller mulighet til å forstå eller påvirke dem. Forordningen er nettopp ment å motvirke diskriminering, overvåking, manipulering og ansvarspulverisering, risikoer som eksisterer og som må adresseres. Enkelte argumenterer for at rammeverket burde vært enda strengere og mer detaljert, blant annet argumenteres det for at KI-systemer som kategoriseres som «begrenset risiko» slipper unna mye regulering selv om slike systemer kan ha negative konsekvenser for brukere (Wörsdörfer, 2024). Videre så mener flere forskere og reguleringsmyndigheter at et tydelig regelverk kan fremme innovasjon ved å skape forutsigbarhet og tillit – både blant utviklere, brukere, ansatte og samfunnet for øvrig (Holst et al., 2024; Tomada, 2022). En ansvarlig og etisk tilnærming til KI kan i så måte være et konkurransefortrinn, ikke en hemsko. Erfaringene med personvernforordningen (GDPR) har vist at selv om innføringen var krevende, har det gitt Europa en global posisjon som forkjemper for personvern og rettssikkerhet.

5 Presentasjon av funn fra kvalitative data

I dette kapittelet presenterer vi sentrale funn fra de kvalitative intervjuene som ble gjennomført som del av prosjektet. Hensikten er å gi en overordnet fremstilling av hvordan KI anvendes i ulike arbeidskontekster, og hvilke erfaringer, refleksjoner og vurderinger som gjøres blant ansatte og ledere. Vi trekker frem konkrete eksempler fra utvalgte domener og yrkesgrupper i både offentlig og privat sektor, og forsøker å belyse variasjonen i hvordan KI påvirker arbeidsprosesser, oppgaveløsning og organisering. Intervjuene har særlig rettet søkelyset mot hvordan ansatte opplever muligheter og utfordringer knyttet til bruk av KI, i hvilken grad ansatte involveres og får medvirke i utvikling, teknologivalg og implementering, samt hvordan de forholder seg til spørsmål om automatisering versus forsterking av arbeidsoppgaver.

Vi har som nevnt ikke hatt anledning til å dekke alle yrkesgrupper representert i Akademikernes medlemsforeninger, men har i stedet valgt å gjøre dypdykk i utvalgte arbeidssteder for å hente ut erfaringsbasert innsikt. Mange av funnene har overføringsverdi på tvers av domener og yrkeskategorier, mens enkelte funn er sterkt preget av spesifikke kontekster og rammebetingelser, og må derfor forstås i lys av den sammenhengen de er hentet fra. Vi oppsummerer hovedfunnene i tekstboksene nedenfor:

- Funnene fra intervjuene viser at bruk av KI i arbeidslivet er i en utforskende fase, og preges i stor grad av eksperimentering. I noen tilfeller skjer testing og eksperimentering gjennom strukturerte og målrettede prosesser, mens den i andre tilfeller drives frem av enkeltansattes egne initiativ og nysgjerrighet.
- Det er stor variasjon mellom virksomheter i hvor langt de har kommet med bruk av KI i norsk arbeidsliv. Dette gjelder på tvers av sektorer og domener. Enkelte virksomheter i offentlig og privat sektor ligger veldig langt fremme, mens andre så vidt har begynt å utforske mulighetene som ligger i KI. Størrelse på virksomheten kan se ut til å spille en rolle, men det finnes samtidig unntak.
- Generativ KI og store språkmodeller trekkes frem som den formen for KI som er enklest å begynne å eksperimentere med, men som ikke nødvendigvis gir umiddelbar nytteverdi (det kan være vanskelig å måle effekter). Dette skiller seg fra KI-baserte spesialverktøy som brukes til å håndtere spesifikke problemer der man ofte har regnet på potensielle gevinster før implementering.
- Informantene bruker KI først og fremst som et støtteverktøy, for eksempel i forbindelse med informasjonsinnhenting, tekstproduksjon, dataanalyse og som sparringspartner i problemløsning. Menneskelig skjønn, faglig dømmekraft og domeneekspertise fremheves som svært viktige egenskaper – særlig i oppgaver som krever kontekstforståelse, etiske vurderinger eller oppgaver som inneholder komplekse sammenhenger og mye variasjon.
- En stor andel av informantene mener KI kan påvirke og potensielt utfordre kunnskapsarbeiderens autonomi. På den ene siden kan teknologien redusere selvstendigheten, for eksempel gjennom algoritmestyring og automatisering av oppgaver som tidligere krevde faglig skjønn. På den andre siden peker mange på at KI også kan gi økt faglig kontroll og være et viktig verktøy for å utføre arbeidet på en bedre og mer effektiv måte. For at dette skal skje, fremheves det som avgjørende at ansatte og tillitsvalgte involveres i utformingen og bruken av KI-løsninger.

- Videre viser funnene at involvering og medvirkning knyttet til utvikling og implementering av KI varierer mye, uavhengig av sektor og domene. Tillitsvalgte rolle i slike prosesser varierer også mye mellom virksomheter. Enkelte tillitsvalgte forteller om velfungerende medvirkningsprosesser og bred involvering av ansatte. Andre forteller at de ikke får informasjon eller anledning til å delta før beslutninger allerede er tatt. Dette kan svekke partssamarbeidet, føre til manglende eierskap til prosessene og gi teknologiløsninger som ikke passer arbeidskontekst og sluttbrukernivået.
- Intervjuene viser også at det oppstår nye kompetansebehov i kjølvannet av KI-integrasjon. Evne til kritisk tenkning, teknologiforståelse og sosiale ferdigheter fremheves som særlig viktige. Domeneekspertise anses likevel som den viktigste kompetansen for kunnskapsarbeidere.
- Mange opplever at det er lite systematisk opplæring når det gjelder KI og hvordan teknologien bør brukes i egen kontekst på en fornuftig måte. Mer støtte til kompetanseutvikling, spesielt rettet mot anvendelse i egen arbeidspraksis, blir trukket frem som særdeles viktig.

5.1 Bruksområder – med eksempler fra ulike sektorer og yrkesgrupper

Intervjuene og data fra spørreundersøkelse (presentert i kapittel 6) viser at KI er i ferd med å få en viktigere rolle i arbeidshverdagen til kunnskapsarbeidere på tvers av ulike sektorer. Fra automatisering av rutineoppgaver til støtte i komplekse arbeids- og beslutningsprosesser, gir KI både muligheter og utfordringer for kunnskapsarbeidere i norsk arbeidsliv.

Våre funn tyder på at svært mange kunnskapsvirksomheter er inne i en *eksperimentell fase* der hvor ulike KI-teknologier implementeres og testes. I enkelte tilfeller er dette styrte prosesser der ledelse og ansatte har ideer i innledende fase om hva teknologien skal kunne brukes til og hva man skal oppnå, mens i andre tilfeller overlates eksperimenteringen mer til den enkelte arbeidstaker uten at man nødvendigvis har en tydelig målsetting. Håpet om gevinster i form av økt produktivitet og effektivisering er svært ofte drivende. Samtidig er det nok også viktig for mange virksomheter å føle at de er med på den teknologiske utviklingen og at de fremstår som attraktive arbeidsplasser – både for sine ansatte og overfor kunder og brukere/borgere.

5.1.1 Automatisering og forsterking ved hjelp av kunstig intelligens

Et gjennomgående tema i intervjuene var hvordan KI kan bidra til å automatisere repetitive og standardiserte arbeidsoppgaver og prosesser. Når KI tas i bruk for å effektivisere arbeidsprosesser, skilles det ofte mellom helautomatisering og delautomatisering. Forskjellen ligger i graden av menneskelig involvering og hvor stor andel av prosessen KI-systemet overtar. Det er få eksempler fra intervjuene der KI har bidratt til å helautomatisere arbeidsprosesser og hvor menneskelig innblanding («human-in-the-loop») har blitt tatt helt ut av ligningen. Informantene pekte på at helautomatisering av større og komplekse arbeidsprosesser med KI er lite sannsynlig innen deres domener, hovedsakelig fordi teknologien ennå ikke er moden nok til å håndtere komplekse oppgaver på egen hånd, men også fordi at ansvaret for mange arbeidsprosesser uansett må ligge hos mennesker. Informantene mener at spesielt i kunnskapsintensive yrker kreves det menneskelig tilsyn, domeneekspertise og kontekstforståelse for å sikre kvalitet, riktige og treffsikre beslutninger og ivaretagelse av etiske hensyn.

Det er samtidig viktig å understreke at informantene ikke utelukker at helautomatisering av visse arbeidsoppgaver og prosesser innenfor eget domene kan bli mulig på sikt. Etter hvert som KI-teknologien

utvikler seg og blir mer avansert og robust, forventes det at flere oppgaver og deler av arbeidsprosesser vil kunne automatiseres. Informantene tror graden av automatisering avhenger av hvor komplekse oppgavene er, og om det er mye variasjon i arbeidsinnholdet. Hvorvidt det er krav om menneskelig involvering og etiske hensyn spiller også inn for automatiseringspotensial. For enkle og repetitive oppgaver vurderes potensialet for automatisering å være stort, mens mer kunnskapsintensive oppgaver med stort innslag av variasjon fremdeles vil kreve menneskelig innsikt og skjønn. Informantene har derfor begrenset tro på at arbeidsprosesser vil kunne helautomatiseres i stor skala, og opplever ikke at KI utgjør en trussel for eget yrke i overskuelig fremtid. Dette harmonerer i stor grad med funnene fra spørreundersøkelsen som omhandler automatisering og arbeidsdeling mellom menneske og KI-teknologi (dette beskrives mer detaljert i kapittel 6).

Til tross for en utbredt skepsis til fullskala automatisering med KI i kunnskapsintensive arbeidskontekster, finnes det allerede eksempler der teknologien i stor grad har erstattet manuelle prosesser og muliggjort nær helautomatisering. Eksempler som trekkes frem i intervjuene er alt fra skreddersydde spamfilter for e-post, automatisk deteksjon av svindelforsøk innen bank og finans, KI-baserte chatbots som håndterer relativt enkle kundeforespørsler, innholdsproduksjon av for eksempel nyhetsartikler eller kommunikasjonsbudskap, til KI-basert kvalitetskontroll i produksjonslinjer i industrien. Helautomatisering anses for å være mest aktuelt i situasjoner der risikoen for feil vurderes å være lav, der variasjonen er begrenset, eller der hastighet og skalerbarhet er av stor betydning.

Informanter fra bank og finans fortalte at flere banker og finansinstitusjoner har utviklet KI-algoritmer til å analysere kundedata, historikk og kredittscore for å fatte beslutninger om lånesøknader. Algoritmene kan i slike tilfeller vurdere risiko og gi automatiserte godkjenninger eller avslag. I disse tilfellene er det snakk om relativt enkle og regelbaserte KI-modeller som er transparente, slik at man kan peke til hvilke faktorer (variabler) som er avgjørende for om det blir tilslag eller avslag. Kundene vil fortsatt ha mulighet til å få snakke med et menneske dersom man har spørsmål rundt behandlingen av lånesøknaden og utfallet. Selv om intensjonen er forenkling og egentlig å automatisere hele arbeidsprosessen, så har fremdeles banken eller finansinstitusjonen og menneskene som jobber der det overordnede ansvaret.

Videre ble vi fortalt at man innenfor banksektoren også ser på muligheten for å bruke mer avanserte KI-metoder, blant annet kunstige nevrale nettverk (deep learning), for å kunne nyttiggjøre seg store mengder data og utvikle kraftige prediksjonsmodeller og andre KI-verktøy. Slike KI-modeller blir ofte beskrevet som «black box-modeller» og er som regel komplekse og lite transparente, noe som gjør det vanskelig å forstå hvordan modellene kommer frem til sine svar og beslutninger. Manglende forklarbarhet og transparens blir trukket frem som et hinder for bruk, da dette kan skape problemer knyttet til kundetillit og etterlevelse av reguleringer som GDPR (personvernforordningen) og KI-forordningen. Disse regulatoriske rammeverkene krever at bedrifter kan gi forklaringer på automatiserte beslutninger som påvirker enkeltpersoner. Følgende sitat fra en av informantene illustrerer problematikken med tanke på KI og forklarbarhet:

«Finanssektoren er underlagt strenge regulatoriske krav, blant annet knyttet til risikohåndtering og forbrukerrettigheter. Når beslutninger tas av uforståelige og ugjennomsiktige KI-modeller, blir det utfordrende for banker og finansinstitusjoner å dokumentere overfor tilsynsmyndigheter at de følger regelverket. For eksempel stiller EUs AI Act krav til forklarbarhet for kritiske beslutninger innen finans. Så er det jo slik at lovverket kan fortolkes ulikt og situasjonsspesifikke detaljer og kontekst spiller inn, men det er overhodet ikke rett fram å ta i bruk slike modeller» - Kunderådgiver fra banksektoren.

Våre informanter fra jussektoren forteller at KI i økende grad har blitt tatt i bruk innen juridisk arbeid for å effektivisere og (del)automatisere tidkrevende og rutinepregede oppgaver. Dette utviklingstrekket har i særlig grad vært tilfelle i land som USA og England (Surden, 2021), men også i Norge har det vært en utvikling de siste årene. Selv om det juridiske feltet er komplekst og ofte krever juridisk skjønn og menneskelig vurdering, forteller flere av de vi intervjuet at moderne KI er i ferd med å utvikle seg til å bli et kraftig støtteverktøy i ulike deler av arbeidsprosessene.

En av de mest etablerte bruksområdene for KI innen juss er automatisk dokumentgjennomgang og kontraktsanalyse. Ved hjelp av naturlig språkprosessering (NLP) og de stadig mer utbredte språkmodellene kan KI blant annet skanne store mengder juridiske dokumenter og identifisere nøkkelbegreper, risikofaktorer og avvik. Dette gjør det for eksempel mulig for advokater (eller advokatfullmektiger) å raskt identifisere potensielle juridiske fallgruver i kontrakter, avtaler og compliance-dokumenter. KI kan også brukes til å automatisere enklere saksbehandlingsprosesser, for eksempel innen forsikringskrav, immaterielle rettigheter og personskadesaker. Videre så utvikles det stadig flere relativt enkle KI-baserte chatbots og dialogsystemer som kan håndtere kundedialog, samle inn relevant dokumentasjon og utføre grunnleggende vurderinger før en sak sendes videre til en jurist for endelig vurdering. Våre informanter mener alle disse eksemplene på sikt kan bidra til å redusere arbeidsbelastningen, frigjøre tid til mer komplekse juridiske vurderinger og sørge for at flere får tilgang til juridisk bistand, men at utbredelsen er fremdeles ganske beskjeden her i landet.

Informantene fra advokatbransjen ser for seg en fremtid der KI i all hovedsak vil fungere som et støtteverktøy som forsterker dem i arbeidsutførelsen, men at enkelte arbeidsoppgaver vil kunne mer eller mindre tas helt over av KI og annen software på sikt. Eksempler som trekkes frem der automatiseringspotensialet vurderes å være stort er: dokumentanalyse, gjennomgang og generering av kontrakter og juridiske søk/forskning (bruke KI-verktøy til å for eksempel søke gjennom rettspraksis og juridiske artikler for å identifisere relevant informasjon). Det er verdt å merke seg at dette er oppgaver som svært ofte utføres av advokatfullmektiger og ferske jurister. En av advokatene vi intervjuet poengterte at det er enklere å automatisere juridiske prosesser i angloamerikanske rettssystemer enn i norsk kontekst. Dette ble forklart med at det er fundamentale forskjeller mellom rettstradisjonene og at man har langt mindre norske data tilgjengelig. Den angloamerikanske rettstradisjonen, kjent som *common law*, er i stor grad basert på presedens og domstolenes tidligere avgjørelser. Dette gir et rettskildemateriale som er mer deskriptivt og regelbasert, noe som gjør den bedre egnet for strukturert analyse og mønstergjenkjenning ved hjelp av KI. For eksempel kan store mengder tidligere rettsavgjørelser analyseres av maskinlæringsmodeller for å identifisere mønstre og forutsi sannsynlige utfall i nye saker. Norsk rettstradisjon står i kontrast til dette slik som påpekt i ett av intervjuene:

«Norsk rettspraksis er i større grad er intensjonsbasert og funksjonell, og legger mer vekt på skjønnsmessig vurdering, formålsfortolkning og en helhetlig forståelse og kontekstualisering av lover, forskrifter og andre rettskilder. Dette gjør at anvendelse av jussen i mange tilfeller krever dyp forståelse av normative hensyn og samfunnsmessige vurderinger, som i liten grad lar seg strukturere og forenkle i regelbaserte og eksplisitte mønstre. Dermed vil det også ofte være mer krevende å utvikle KI-løsninger som kan erstatte juridisk arbeid i norsk kontekst uten fare for feil eller utilsiktede konsekvenser.» – Advokat i mellomstort advokatbyrå.

Offentlig sektor er som nevnt en mangefasettert sektor som KI påvirker på ulike måter. Det finnes likevel noen trekk som går igjen på tvers av ulike offentlige virksomheter. Tradisjonelt har mange arbeidsoppgaver i offentlig forvaltning vært preget av manuell saksbehandling, dokumenthåndtering og bearbeiding og analyse

av store mengder informasjon. Flere informanter peker på at KI i økende grad tas i bruk for å effektivisere slike prosesser, spesielt gjennom store språkmodeller og eventuelle andre NLP-løsninger (natural language processing – KI som håndterer språkoppgaver). Eksempler inkluderer automatisert oppsummering av omfattende tekstdokumenter, analyse av høringsinnspill og deteksjon av avvik i saksbehandlingen. Flere av de statlige og kommunale virksomhetene vi fikk innblikk i bruker KI til slike formål allerede. Videre forteller flere informanter at deres virksomheter bruker store språkmodeller i kombinasjon med *retrieval augmented generation* (RAG). RAG gjør det mulig for språkmodeller å hente inn informasjon fra eksterne kilder i sanntid, og er dermed ikke begrenset til den statiske «kunnskapen» som er innebygd i en ferdigtrent grunnmodell eller input fra enkle nettsøk. Informasjonskildene kan for eksempel være oppdaterte virksomhetsdata fra egne databaser eller informasjon fra utvalgte arkiver, noe som gjør at output (svarene fra KI-modell som når ut til sluttbruker) tilpasses lokal kontekst og blir domenespesifikk. Store språkmodeller og RAG-løsninger har blant annet bidratt til å hjelpe saksbehandlere med å finne relevant informasjon raskere og gi anbefalinger basert på tidligere saker.

Mange av oppgavene som utføres av saksbehandlere i ulike offentlige virksomheter forventes å kunne effektiviseres ved hjelp av KI, og flere av de vi intervjuet mente en større andel av arbeidsprosessene vil kunne automatiseres på sikt. En av informantene som jobber med offentlig forvaltning i kommunal sektor forteller at KI allerede blir brukt til automatisk behandling av søknader (byggesaksbehandling). KI brukes videre til kategorisering og oppsummering av tekstdokumenter i flere virksomheter. Et annet eksempel som går igjen, er relativt enkle KI-baserte chatboter som håndterer forespørsler fra brukere og borgere. Samtidig fortelles det om en utvikling der stadig mer avansert KI har ført til bedre chatbaserte dialogtjenester som er kapable til å håndtere mer krevende forespørsler og mer varierte problemstillinger. Formålet med slik automatisering og effektivisering er som regel å bidra til å frigjøre tid for ansatte som kan brukes til mer komplekse og strategiske oppgaver som krever menneskelig vurdering og større innslag av domeneekspertise.

Innen medisin har KI blitt brukt i økende grad over de siste årene. KI kan også i denne konteksten brukes til å (del)automatisere tidkrevende og repetitive oppgaver. Et eksempel som trekkes frem av fastleger er automatisk transkripsjon der KI-verktøy transkriberer pasientkonsultasjoner i tilnærmet sanntid og systematiserer innholdet på en effektiv måte. Resultatet vil være et utkast til journalnotat som inkluderer både medisinske forhold/problemstillinger og informasjon av mer emosjonell karakter. Flere av legene vi intervjuet fortalte at slike KI-løsninger sparer dem for mye skrivearbeid og gjør at man kan vie enda mer av sin konsentrasjon og oppmerksomhet til pasienten under selve konsultasjonen. Andre eksempler som ble nevnt i intervjuene var å bruke KI til å automatisere administrative oppgaver, for eksempel automatisk håndtering av henvisninger, koordinering av pasientflyt eller å bruke språkmodeller til å oppsummere pasientjournaler. Det forventes at KI i økende grad vil brukes til slike oppgaver fremover. I tillegg til å frigjøre tid for leger som kan brukes til pasientbehandling og kommunikasjon, kan slike løsninger også bidra til å redusere risikoen for menneskelige feil i dokumentasjon og pasientoppfølging.

KI kan videre brukes som et støtteverktøy i forbindelse med diagnostisering. En av våre informanter fortalte hvordan et KI-verktøy har blitt utviklet gjennom et forskningsprosjekt og nå blir brukt innen diagnostisk patologi:

«Digitale vevsprøvebilder åpner for nye muligheter innen automatisk tolkning ved hjelp av KI. KI kan analysere bilder av kreftsvulster og samtidig integrere annen diagnostisk informasjon, som pasientdata og spesifikke kjennetegn ved svulsten. Ved å kombinere disse dataene er formålet for forskere og klinikere å

oppnå en mer presis vurdering av sykdomsforløpet og unngå menneskelige feil. Dette kan i sin tur bidra til bedre behandlingsbeslutninger og mer skreddersydd oppfølging av pasientene» - Lege med spesialisering i patologi.

Flere av de vi intervjuet tror KI-løsninger, dersom de brukes riktig, kan effektivisere og forbedre diagnostikk, samt hjelpe klinikere og forskere til å se nye sammenhenger. Når man kobler mange ulike data sammen, kan man potensielt lære mer og oppnå ny innsikt om hvorfor det går bra med noen og dårlig med andre. Slike verktøy kan også redusere pasienters ventetid og gi mer presise og informerte beslutninger. Et annet KI-basert diagnostiseringsverktøy vi fikk høre om var bildediagnostisering i akutt fase for å avdekke om det er bruddskader eller ikke. I dette tilfellet vil svar fra KI-løsningen foreligge for radiografen ca. et minutt etter at bildet er tatt. Dette innebærer at man veldig effektivt kan avdekke om det er behov for ytterligere behandling eller ikke, noe som i sin tur kan gi betydelige gevinster for akuttmottak og legevakt, i form av redusert vente- og behandlingstid.

Informanten som fortalte om eksemplet med KI som beslutningsstøtte innen patologi var opptatt av å understreke at det er viktig å bruke KI som et støtteverktøy i et større beslutningsbilde, og aller helst bør KI-modeller være transparente og forklarbare slik at klinikere har mulighet til å validere output (grad av transparens kan som tidligere nevnt variere mye ut ifra hvilken KI-teknologi det er snakk om og faktorer som størrelse på KI-modell). For å realisere KI sitt fulle potensial i klinisk praksis, mener informantene det er avgjørende med en tverrfaglig tilnærming der fagpersonell og teknologer jobber sammen for å finne de beste løsningene. Dette vil som regel kreve målrettet kompetanseutvikling for både helsepersonell og teknologeksperter.

5.1.2 KI-drevet dataanalyse – veien til bedre prediksjoner og ny innsikt?

KI har gjort det enklere for kunnskapsarbeidere innenfor ulike domener å analysere store datamengder og oppnå innsikter og ny kunnskap. Med maskinlæringsteknikker og språkbaserte brukergrensesnitt som ikke krever programmeringskompetanse kan komplekse sammenhenger i store datasett identifiseres raskere og mer presist enn det som var mulig tidligere. Tradisjonell dataanalyse har ofte krevd betydelig menneskelig innsats for å samle, strukturere og tolke informasjon. Det er ikke slik at denne jobben forsvinner med det første, men moderne KI kan akselerere prosessen ved å automatisere eller støtte innsamling av data, hjelpe med vasking av data og gjøre deler av eller hele analysejobben. KI-verktøy kan for eksempel brukes til å analysere ustrukturerte tekstdokumenter, sensordata eller kundefeedback og trekke ut relevante mønstre og sammenhenger som mennesker ville brukt lang tid på å oppdage eller ikke ha funnet i det hele tatt.

Våre informanter innen medisin forteller at KI allerede brukes til analyse av store datasett, og at dette er særlig utbredt innenfor medisinsk forskning. På sikt forventes det at KI-drevet dataanalyse i større grad vil kunne brukes klinisk også, blant annet til å analysere pasientdata, journaler og forskningsartikler for å identifisere mønstre og risikoer for sykdommer. Denne formen for analytisk og prediktiv KI er relativt lite utbredt i dag, men det finnes konkrete eksempler og det forventes å komme flere slike verktøy i nær fremtid. Informantene tror vi vil få KI-modeller som kan predikere pasienttilstand frem i tid og gi anbefalinger til behandling. Store språkmodeller med enkle brukergrensesnitt i kombinasjon med prediktive modeller kan gjøre dette anvendbart for større brukergrupper. KI og analyse av stordata vil dermed kunne legge til rette for mer persontilpasset medisin med utgangspunkt i pasientens spesifikke karakteristikk og historiske data om lignende tilfeller. Samtidig forteller informantene om en rekke utfordringer, som for eksempel krav til personvern, datasett med bias (skjevheter) og usikkerhet knyttet til datakvalitet og utviklingsprosessene bak KI-modellene. Våre

informanter mener disse utfordringene må tas til følge dersom KI skal brukes til dataanalyse med mål om å oppnå innsikter, og særlig dersom KI skal brukes i medisinsk forskning.

Informanter fra industri og ingeniørfaglig konsulentvirksomhet fortalte om hvordan KI-drevet analyse av store datasett har blitt brukt til å identifisere avvik og uregelmessigheter i produksjons- og byggeprosesser, og til å predikere vedlikeholdsbehov for maskineri og utstyr basert på historiske data og data fra sensorikk (ofte referert til som *prediktivt vedlikehold*). Denne utviklingen gir nye muligheter for ansatte i både operativ drift og strategisk planlegging. Ved å bruke KI-modeller til å analysere sensordata og driftslogg i sanntid, kan man oppdage problemer før de fører til kostbare driftsstans. Dette gjør det mulig for ingeniører og fagpersoner med andre utdanningsbakgrunner å planlegge vedlikehold mer effektivt, redusere nedetid og forlenge levetiden til utstyr. Videre kan KI brukes til å optimalisere produksjonsprosesser ved å identifisere ineffektive arbeidsmønstre og foreslå justeringer som kan forbedre ressursutnyttelse eller energieffektivitet. Flere av KI-anvendelsene beskrevet ovenfor har mange virksomheter brukt i flere år. Mange av verktøyene har riktignok blitt modifisert og forbedret i takt med den teknologiske utviklingen. Følgende sitat fra en av informantene illustrerer dette:

«Innenfor olje og gass har vi jo brukt KI og maskinlæring lenge. Selv om store språkmodeller har fått mye oppmerksomhet den siste tiden, er det viktig å understreke at KI er mye mer enn ChatGPT og Copilot. Vi har blant annet brukt maskinlæring i forbindelse med dataanalyse og prediksjonsmodeller i mange år. Denne formen for KI har også utviklet seg gjennom årene og vi får stadig kraftigere og bedre verktøy. Bedre sensorikk og IoT-løsninger fører dessuten til at vi får tilgang til mer data som i sin tur legger til rette for dataanalyse og andre KI-anvendelser. Vi forventer at utviklingen fortsetter og at ansatte innenfor vår bransje i økende grad vil bruke KI som arbeidsverktøy, og da tenker jeg på alt fra KI-drevet dataanalyse og planleggingsverktøy, til bruk av språkmodeller til ulike formål» - Informant fra olje og gass.

Også flere steder i kommunal og statlig sektor har KI blitt brukt til å analysere store datasett. Informanter fra en av de store statlige etatene fortalte hvordan de systematisk over flere år har jobbet med å bygge opp store datasett med den hensikt å kunne oppnå ny og bedre innsikt samt å løse praktiske problemer. Ved å bruke KI-drevet dataanalyse har etaten kunnet identifisere mønstre i store mengder saksbehandlingsdata og derigjennom utviklet og forbedret sine tjenester. Arbeidet med KI-basert dataanalyse i denne etaten gjennomføres av IT-personell og data scientists med dyp kompetanse innen KI og maskinlæring, i samarbeid med saksbehandlere og fagpersoner med sterk domenekunnskap. Mens data scientists utvikler og tilpasser KI-modeller, blir ofte de ansatte med fagkompetanse brukt til å tolke og validere funnene før KI-modellen settes i produksjon. Samtidig ser man en utvikling der det utvikles stadig flere KI-verktøy som produserer analyseresultater i forståelige formater, for eksempel språkmodeller som analyserer data og gir output i form av visualiseringer eller genererte sammendrag. Slike løsninger krever ikke nødvendigvis tung teknologiforståelse for å bli anvendt, men informantene mener det er nødvendig med domeneekspertise og en viss kompetanse om KI-teknologi for at sluttbruker skal være i stand til å forstå analysen og verifisere output på en forsvarlig måte. Denne kombinasjonen av teknologikompetanse og domenekunnskap kan bidra til å sikre at KI ikke bare blir en «teoretisk analysemetode på IT-laben», men et praktisk verktøy for å forbedre offentlige tjenester.

5.1.3 Store språkmodeller som sparringspartner i ulike arbeidsprosesser

Etter at OpenAI lanserte ChatGPT i det åpne markedet november 2022 har store språkmodeller i økende grad blitt tatt i bruk av norske kunnskapsarbeidere på tvers domener og bransjer. Store språkmodeller kan i dag brukes til å automatisere, støtte og forbedre ulike arbeidsprosesser. Det finnes forskning som har sett på

språkmodeller og potensiale for effektiviseringsgevinster blant kunnskapsarbeidere og i spesifikke bransjer (beskrevet i kapittel 2), men vi er fortsatt i en tidlig fase og det er behov for mer forskning for å både dokumentere effekter og reell nytteverdi. I dette delkapitlet gir vi en beskrivelse av hvordan store språkmodeller brukes som et støtteverktøy av kunnskapsarbeidere med utgangspunkt i intervjudataene. Vi er først og fremst opptatt av anvendelse, men inkluderer også enkelte betraktninger fra informantene om opplevd nytteverdi og utfordringer ved bruk (dette diskuteres mer detaljert i kapittel 7).

Store språkmodeller har blitt et verdifullt verktøy for programvareutviklere og IT-spesialister. Slike modeller kan bistå i ulike faser av utviklingsprosessen av programvare og IT-løsninger. En av de mest utbredte bruksområdene er automatisk generering av kode. Utviklere vi intervjuet fra ulike bransjer (offentlig og privat sektor) fortalte at bruker verktøy som GitHub Copilot, OpenAI's Codex, Claude utviklet av Anthropic, eller lignende systemer for å få forslag til kode mens de programmerer. Informantene forteller at de bruker KI-modellene som sparringpartner og at slike verktøy både øker produktiviteten og reduserer menneskelige feil. Disse modellene kan også hjelpe med å strukturere komplekse funksjoner og gi forslag til optimaliserte algoritmer basert på «beste praksis» som finnes i treningsdataene. I tillegg til kodeskriving kan store språkmodeller brukes til å forklare kode og sammenhenger i programvare. Dette er spesielt nyttig for utviklere som arbeider med store kodebaser eller som må forstå eldre kode skrevet av andre. Ved å analysere kode kan KI gi beskrivelser av funksjonalitet, foreslå forbedringer og hjelpe med feilsøking. Dette kan bidra til å redusere tiden som brukes til *debugging* og gjør det enklere å vedlikeholde og dokumentere programvare.

Videre kan språkmodeller hjelpe med kunnskapsdeling og opplæring innen IT. Flere av informantene forteller at nyansatte utviklere kan bruke KI-verktøy til å få raskere innsikt i nye programmeringsspråk, rammeverk eller systemarkitekturer. De kan for eksempel stille spørsmål om spesifikke kodeblokker, få eksempler på basert på beste praksis og motta forklaringer på komplekse konsepter. Dette kan bidra til å gjøre læringsprosessen mer effektiv og ikke minst mer tilgjengelig. «*Github Copilot er aldri syk og tar heller aldri kaffepauser, jeg kan sparre med den når jeg måtte ønske det*», som en av informantene beskrev det.

En av de store statlige etatene vi fikk innblikk i via intervjuer har gitt brukerlisenser for Github Copilot til alle sine utviklere (om lag 250 utviklere). Mer enn 180 utviklere bruker ved intervjutidspunktet løsningen aktivt og tallet er økende. Foreløpige analyser viser en effektiviseringsgevinst på ca. 10%, noe som vurderes å være en solid gevinst, særlig tatt i betraktning at anslaget vurderes til å være nokså konservativt. Man forventer dessuten ytterligere effektivisering på sikt ettersom teknologien gradvis adopteres og den tekniske ytelsen blir bedre.

Til tross for et betydelig nyttepotensial mener vårt utvalg av informanter det er viktig at utviklere bruker KI-assistert kode og KI-verktøyene generelt med en kritisk tilnærming. De vektlegger at KI-verktøy kan generere kode som ikke alltid er optimal eller sikker, og at det derfor er nødvendig med menneskelig vurdering og verifisering for å unngå potensielle feil eller sikkerhetsutfordringer. Hovedinntrykket er likevel at språkmodeller anses som et kraftig hjelpemiddel som kan effektivisere programvareutvikling, forbedre kodenøyaktighet og støtte utviklere i deres daglige arbeid (så fremt det brukes fornuftig). Disse inntrykkene ser ut til å deles av utviklere på tvers av arbeidssted og bransje.

5.2 Utfordrer KI kunnskapsarbeiderens autonomi og samarbeid med andre?

Autonomi anses som en sentral dimensjon i kunnskapsarbeidet. Kunnskapsarbeidere har i stor grad hatt frihet til å vurdere, prioritere og utføre sine oppgaver basert på faglig skjønn og profesjonell dømmekraft. Enkelte forskere tar nå til orde for at innføringen av KI i arbeidslivet utfordrer dette handlingsrommet på flere måter (dette er beskrevet i delkapittel 4.7). Vi ba informantene reflektere over hvordan de opplever at KI og annen teknologi påvirker deres egen og andre kunnskapsarbeideres autonomi og mulighet til å styre eget arbeid.

De fleste av de vi intervjuet fortalte at de ikke frykter at KI fullstendig vil utradere deres autonomi eller mulighet til å styre over egen arbeidshverdag. Dette forklares blant annet med at de oppfatter autonomi som en så grunnleggende del av sitt fagområde og sin arbeidsutførelse, at et fravær av autonomi vil i praksis innebære at man står i en helt annen jobb eller at man rasjonaliseres bort – noe de fleste anser som lite sannsynlig. Videre mener flere at KI først og fremst vil brukes til å håndtere rutinepregede oppgaver uten variasjon og ikke nødvendigvis legge føringer for hvordan folk skal utføre de delene av jobben som ikke berøres av teknologien.

Samtidig understrekes det av flere informanter at autonomi som regel ikke er enten eller, men at det heller er grader av autonomi i en arbeidskontekst. Flere av de vi intervjuet mener KI kan redusere autonomien noe gjennom for eksempel automatisk oppgaveallokering, krav om å følge KI-genererte gjennomføringsplaner eller andre former for algorit mestyrt ledelse. Et eksempel kom fra helsesektoren, der KI kan brukes til ressursplanlegging og muligens utfordre autonomien når det gjelder å prioritere tiltak og rekkefølge på pasientoppfølging. En av legene vi intervjuet, som i utgangspunktet var positiv til bruk av KI i ressursplanlegging, uttrykte samtidig en viss bekymring for at teknologien kan begrense rommet for klinisk skjønn – særlig i situasjoner der tidspress og organisatoriske forhold gjør det vanskelig å stille spørsmål ved KI-modellens prioriteringer. Den samme legen mente at KI i ytterste konsekvens kan undergrave faglig skjønn og ansvarlighet, dersom teknologien brukes på en «uheldig måte» eller at helsepersonell føler seg forpliktet til å følge systemets anbefalinger, selv når de er i tvil.

KI kan utfordre kunnskapsarbeideres autonomi ikke bare gjennom styring av arbeidsflyt, oppgaveallokering og planlegging, men også når det gjelder å utøve faglig skjønn og bruke egen dømmekraft. Som vi har vært inne på tidligere, kan teknologien begrense rommet for å gjøre egne vurderinger, tolke informasjon selvstendig og utvikle egne faglige resonnementer. Flere informanter uttrykker bekymring for at ukritisk bruk av KI-systemer – som ofte presenterer forslag og svar på en overbevisende og troverdig måte – kan redusere kunnskapsarbeideres mulighet til å tenke selvstendig og handle ut fra eget faglige skjønn, særlig dersom teknologien får en stadig mer sentral rolle i arbeidsprosessene. En av informantene i fra statlig virksomhet mener man bør ta denne utfordringen på alvor:

«Jeg mener KI dersom det brukes feil kan skape en forskyvning i hvem eller hva som har definisjonsmakten i arbeidsprosesser – fra fagperson til algoritmer og systemer. Autonomi handler ikke i denne sammenhengen om å avvise teknologisk støtte, men om å bevare retten og evnen til å stille spørsmål, samt å overprøve og sette teknologien inn i en faglig kontekst. Dersom autonomien svekkes risikerer man at eierskapet til arbeidet svekkes. Motivasjonen for å bidra med nytenkning og faglig refleksjon kan også bli redusert. KI må derfor tas i bruk på en fornuftig måte.» – Rådgiver i statlig virksomhet.

Flere av ingeniørene og utviklerne vi intervjuet uttrykte bekymring for at KI-verktøy som automatisk genererer programmeringskode kan skape en ny form for avhengighet. Selv om bruken av slike verktøy i utgangspunktet er frivillig, kan det over tid utvikle seg en praksis der man i stadig mindre grad reflekterer selvstendig over løsninger, og i stedet støtter seg ukritisk på forslag fra teknologien. Dette kan forstås som en mer indirekte – og kanskje skjult – trussel mot autonomi, der kunnskapsarbeiderens rolle som aktiv problemløser og kritisk vurderende fagperson gradvis svekkes. Denne bekymringen og potensielle trusselen mot autonomi er nok i stor grad overførbart til andre yrkesgrupper også.

Det skal understrekes at de samme informantene mener utfordringen som går på *KI-avhengighet* ikke er uunngåelig. Det er mulig å motvirke både avhengighet og kunnskapsforvitring ved å bevisstgjøre brukerne om hvordan teknologien påvirker deres faglige vurderinger og beslutningsprosesser. Et viktig grep som trekkes frem er at man må legge til rette for kontinuerlig faglig utvikling og refleksjon rundt bruk av KI, slik at teknologien brukes som et supplement – ikke en erstatning – for egen kompetanse. Dette kan blant annet innebære å etablere praksiser der man jevnlig evaluerer KI-genererte kode-forslag (eller KI-genererte forslag mer generelt) opp mot faglige standarder, oppmuntrer til kritisk tenkning og sørger for arenaer der ansatte kan diskutere og dele erfaringer om teknologiens rolle i arbeidsutførelsen. Informantene hevder at på den måten kan man bevare autonomi og sikre at kunnskap holdes levende og relevant, også i en hverdag der KI spiller en stadig større rolle.

5.3 Nye kompetansekrav og behovet for opplæring

Mange av de vi intervjuet peker på at økt bruk av KI i arbeidslivet fører med seg nye og endrede kompetansekrav. Dette samsvarer med en god del forskning som har kommet frem til at KI-teknologi endrer både arbeidsoppgaver og forventninger til arbeidstakere (se kapittel 4). Hva slags kompetanse og ferdigheter som etterspørres, varierer riktignok mellom ulike bransjer og yrker, og preges i stor grad av den konkrete arbeidskonteksten og hvordan teknologien tas i bruk. Samtidig er det flere kompetanseområder og ferdigheter som går igjen på tvers av sektorer og fagfelt.

Et gjennomgående funn i våre intervjuer er at mange informanter opplever et økende behov for *teknologiforståelse*, uavhengig av yrkesbakgrunn og bransje. Med teknologiforståelse mener ikke informantene nødvendigvis evnen til å programmere eller forstå det matematiske fundamentet som dagens KI er tuftet på, men heller kompetanse til å forstå hvordan KI-løsninger fungerer på et overordnet nivå, hvilke begrensninger teknologien har og hvordan svar/output bør tolkes. En advokat vi intervjuet fortalte at det forventes at hun skal kunne kvalitetssikre og videreforedle output når hun bruker store språkmodeller som et støtteverktøy. For å gjøre dette er det en fordel å forstå hvordan språkmodeller genererer tekst på et overordnet nivå, hvilke typer feil som er typiske for nettopp språkmodeller/chatboter (blant annet «hallusinasjoner»), og ikke minst forstå hvordan en kan skille mellom overbevisende språk og faglig gyldighet. Den samme informanten mener derfor at bruk av store språkmodeller krever en kombinasjon av domenekompetanse og tilstrekkelig teknologiforståelse i det profesjonelle arbeidslivet, og at dette gjelder på tvers av yrkesgrupper og bransjer.

Flere informanter påpekte at KI skaper behov for bedre og mer samarbeid på tvers av fagdisipliner og at dette ofte er en ferdighet som må trenes opp. En rådgiver i statlig sektor fortalte at det har vært krevende å få enkelte teknologer til å forstå hvordan forvaltningsprosessene i etaten faktisk fungerer. Dette har skapt en del utfordringer når man skal utvikle KI-løsninger og andre digitale verktøy som skal fungere i praksis. For å møte denne utfordringen har vedkommende, sammen med både teknologer og andre rådgivere, arbeidet

systematisk med å bygge tverrfaglig kompetanse. Målet har vært å utvikle et felles språk og styrke den gjensidige forståelsen for hvordan ulike fagpersoner jobber, og hvordan de konkrete arbeidsprosessene faktisk foregår i praksis. Tiltaket ble beskrevet som svært nyttig og har bidratt til å skape en bedre arena for digitalisering og KI-utvikling i etaten.

I mange av intervjuene ble emosjonelle og medmenneskelige ferdigheter viet en god del oppmerksomhet. Flere informanter mente at slike ferdigheter, av enkelte omtalt som «soft skills», vil få økt betydning i takt med at KI integreres i arbeidslivet. Begrunnelsen er blant annet at KI kan bidra til å effektivisere og automatisere en rekke oppgaver, særlig rutinepregede og administrative prosesser, og dermed bidra til å frigjøre tid som i mange tilfeller brukes til mer direkte kontakt med brukere, kunder, kolleger og samarbeidspartnere. En lege vi intervjuet fortalte at han tror KI på sikt vil ta unna mye av dokumentasjonsarbeidet, og frigjøre tid som kan brukes på pasientene, og at dette vil medføre at leger og helsepersonell må være enda bedre på å møte folk, lytte og vise forståelse. Dette perspektivet går igjen i flere domener, blant annet innen offentlig forvaltning, økonomisk rådgivning og kundeservice. Flere av informantene mener det handler om å bli gode til å vise empati og medmenneskelighet, samt ha evne til å tolke behov og bygge relasjoner – ferdigheter som i stor grad fortsatt er unike for mennesker. En av informantene uttalte følgende:

«Økt integrering av KI i arbeidslivet trenger ikke bety avhumanisering i arbeidslivet, tvert imot kan det åpne for en re-humanisering, hvor det menneskelige samspillet får mer plass og tillegges mer verdi enn det kanskje har i dag. Jeg mener dette avhenger av at vi er bevisste på hvordan teknologien brukes, og at virksomheter legger til rette for at medarbeidere utvikler og vedlikeholder sine emosjonelle ferdigheter. Slike ferdigheter er ofte vanskeligere å formalisere, måle eller trene enn mer tekniske og faglige kompetanser, men de kan være helt avgjørende for kvaliteten i tjenesteleveranser og hvordan opplevelsen til brukerne blir. Jeg tror slike ferdigheter bare vil bli enda viktigere fremover.» - Rådgiver i kommunal virksomhet.

Flere av informantene vi intervjuet fremhevet at ferdigheter som kritisk tenkning, analytiske evner og kreativitet vil bli enda viktigere for kunnskapsarbeidere i tiden fremover, i takt med at KI og andre digitale teknologier får en mer fremtredende rolle i arbeidshverdagen. Dette er egenskaper de mener mennesker vil ha fortrinn vis-a-vis KI, og som det vil være vanskelig å helautomatisere i overskuelig fremtid. Dette synes begrunnes med at selv om KI kan prosessere store mengder informasjon raskt og identifisere mønstre på tvers av datasett, mangler teknologien evnen til å tolke kompleks kontekst, reflektere kritisk og stille spørsmål ved selve premissene for en oppgave eller et svar. En av informantene trekker på innsikter fra psykolog Daniel Kahnemans teori om to systemer for menneskelig tenkning, der «system 1» står for rask, intuitiv og automatisk tenkning, noe KI kan replisere i mange sammenhenger, mens «system 2» er assosiert med langsom, bevisst og analytisk tenkning. Flere uttrykker at fremtidens kunnskapsarbeidere må trene og bruke nettopp denne tenkemåten for å forstå nyanser, avdekke svakheter i data og modeller, og fatte beslutninger som krever skjønn og etisk vurdering.

Evnen til å «tenke utenfor boksen» trekkes frem som noe KI per i dag ikke mestrer, og som derfor blir en viktig egenskap i fremtidens arbeidsliv. En av informantene vi intervjuet hadde likevel en mer nyansert forståelse av KI og kreativitet, og uttrykte følgende:

«Mange påpeker med rette at dagens KI-systemer, for eksempel generativ KI og store språkmodeller, primært baserer seg på interpolasjon med utgangspunkt i treningsdata og dermed ikke er kreative i menneskelig forstand. Men det betyr ikke det at slik KI ikke kan brukes kreativt. Generativ KI kan være et kraftfullt verktøy i kreative prosesser. Teknologien kan bidra til å generere nye idéer, produsere tekst, bilder og designforslag, og stimulere til utforskning av uventede løsninger. Selv bruker jeg KI i idégenerering og som sparringspartner i tidlig fase av kreative prosesser.» – Utvikler i kommunal virksomhet.

Dette understreker at kreativitet ikke bare handler om hvorvidt teknologien i seg selv er skapende, men i stor grad om hvordan mennesker anvender den for å utvide sitt eget kreative handlingsrom. Når man diskuterer KI og kreativitet, oppstår ofte en underliggende debatt om hva «ekte kreativitet» egentlig innebærer. Vi gjør ikke noe forsøk på prøve å besvare dette spørsmålet i denne rapporten. I stedet velger vi å fremheve en tydelig tendens vi har sett i intervjuene: På tvers av bransjer og yrkeskategorier løftes kombinasjonen av kritisk tenkning, analytiske ferdigheter og kreativ utforskning frem som avgjørende egenskaper for å lykkes i et arbeidsliv i stadig endring, også i møte med KI.

Automatisering av rutinepregede oppgaver ved hjelp av KI og andre digitale teknologier kan gjøre læring og erfaringsbygging mer krevende for nyutdannede og kunnskapsarbeidere med lite erfaring. Dette ble løftet frem som en mulig utfordring av informanter fra juss og konsulentbransjen. Rutinepregede arbeidsoppgaver med mindre variasjon har tradisjonelt vært viktig for læringen til unge eller nyutdannede innenfor disse domene (det gjelder også andre domener og bransjer naturligvis). Informanten som jobber som advokat kom med følgende betraktning:

«Advokatfullmektiger har tidligere brukt mye tid på å gjennomgå rettspraksis, tidligere dommer eller utføre due diligence, men dette er oppgaver som KI og store språkmodeller i økende grad vil kunne håndtere. På kort sikt kan dette frigjøre tid og øke effektiviteten, men det kan også føre til at nyutdannede får færre muligheter til å bygge grunnleggende erfaring. Det kan bli enda tøffere kamp om arbeidsplassene i ytterste konsekvens. Dersom denne utviklingen fortsetter reiser det spørsmål om hvordan man i fremtiden skal sikre nødvendig opplæring og faglig utvikling. Man er jo ikke utlært når man kommer rett fra skolebenken. Faglighet og ekspertise bygges gjennom praksis.» – Advokat ved mindre advokatkontor.

En annen mulig utfordring som kan relateres med utfordringen beskrevet ovenfor, er at dersom stadig mer av arbeidsflyten i kunnskapsintensive yrker blir KI-støttet (ikke nødvendigvis helautomatisert), så kan dette på sikt føre til en form for «kompetanseerosjon». Dersom kunnskapsarbeidere i for stor grad lener seg på teknologien og i mindre grad bruker eget skjønn og trener faglige ferdigheter, vil dette kunne ha negative følger for egen individuell læring og langsiktig faglig utvikling. Flere av våre informanter, særlig de med ingeniørfaglig bakgrunn og spesialkompetanse i programmering, uttrykte bekymring for at avhengighet av KI-verktøy kan svekke evnen til selvstendig problemløsning. De mener denne utfordringen aktualiserer behovet for en bevisst strategi for hvordan man skal både skal lære og holde fagkompetanse ved like i en arbeidshverdag der KI og andre digitale teknologier vil kunne gjøre stadig mer. En av utviklerne vi intervjuet, fortalte at han bevisst styrer sin bruk av KI-verktøy for å sikre at han fortsatt utvikler egne ferdigheter og forstår løsningene han implementerer:

«Jeg prøver å ikke bare kopiere og lime inn koden som Github Copilot generer helt ukritisk. En ting er å validere koden og finne ut om den fungerer, men jeg tenker også på min egen utvikling og læring. Det er

viktig for meg å trene på å løse problemer selv, ikke bare få svarene servert. Hvis jeg bruker Copilot til å løse et problem jeg ikke vet svaret på, prøver jeg alltid å lære meg logikken som ligger bak. Det fine er jo at du kan bruke KI'n til det også, altså som en form for læringsassistent.» – Utvikler i statlig etat.

Eksemplet ovenfor illustrerer hvordan bruk av KI-verktøy, særlig store språkmodeller, kan være et tveegget sverd når det gjelder læring og faglig utvikling. Dersom slike verktøy brukes ukritisk og utelukkende som «svarmaskiner», kan det nok i mange tilfeller bidra til å svekke kunnskapsarbeideres evne til selvstendig problemløsning. I verste fall kan slik bruk muligens føre til en form for kompetanseforvitring, der brukeren mister viktige ferdigheter fordi teknologien overtar sentrale deler av den kognitive tankeprosessen som ligger bak oppgaveløsning. En studie har blant annet vist at i tilfeller der brukere av generative KI-verktøy har stor tro på at teknologien fungerer godt, så leder det til mindre *kritisk tenkning* fra brukeren (H.-P. (Hank) Lee et al., 2025). Samtidig rommer de samme verktøyene et betydelig potensial som læringsressurser, forutsatt at de brukes bevisst og med et tydelig formål. Flere av informantene påpeker at språkmodeller kan brukes aktivt for å støtte utforskning, øke forståelse og fungere som en sparringspartner i refleksjonsprosesser – de kan med andre ord fungere som verdifulle «støttespillere» i læringsprosessen. Slike læringseffekter kommer riktignok ikke av seg selv slik en av informantene påpekte:

«Skal store språkmodeller og for så vidt andre KI-teknologier fungere som læringsverktøy, forutsetter det at både enkeltindividet og organisasjonen har en strategi for hvordan teknologien skal inngå som del av kompetansebyggingen. Teknologien kan ikke betraktes som en ren automatiseringsteknologi og erstatning for kunnskap, men heller ses på som en forsterker av læring.» – Sivilingeniør i industri.

Selv om KI utvikler seg raskt og nye imponerende kapabiliteter stadig presenteres av teknologileverandører, er det gjennomgående i våre intervjuer at domeneekspertise og fagkunnskap fortsatt anses som selve fundamentet i kunnskapsarbeid. Mange av informantene uttrykker en tydelig forventning om at KI i større grad vil fungere som et støtteverktøy fremfor en erstatning for menneskelig innsikt og dømmekraft. Flere peker på at kompleksiteten i kunnskapsarbeid ikke bare handler om å løse tekniske eller analytiske oppgaver, men om å forstå kontekst, vurdere konsekvenser, håndtere usikkerhet og variasjon, ta etiske hensyn og kunne kommunisere med ulike aktører. Dette er oppgaver som krever en dyptgående forståelse av eget fagområde og som per i dag ligger utenfor rekkevidden til selv de mest avanserte KI-modellene.

Likevel skaper fremveksten av KI behov for nye ferdigheter og nye arbeidsformer. Det blir stadig viktigere å forstå hvordan KI fungerer, hvor teknologien kan brukes med nytte, og hvor den har svakheter. I tillegg må kunnskapsarbeidere lære seg å bruke KI som et interaktivt og utforskende verktøy, snarere enn å ta resultatene for gitt. Det innebærer at vi ofte kan få en overgang fra å utføre alle ledd i en arbeidsprosess selv, til å mestre rollen som kritisk bruker og kvalitetskontrollør av teknologien. Dette krever ikke bare teknologiforståelse, men også evne til å reflektere over hvordan KI påvirker fagutøvelsen og hvordan det kan integreres på en ansvarlig og verdiskapende måte. Samtidig må organisasjoner legge til rette for at kunnskapsarbeidere får utvikle disse ferdighetene og bruke dem i praksis, uten at det går på bekostning av den dype fagkunnskapen som kreves for å vurdere teknologiske forslag.

5.4 Medvirkning og involvering av medarbeidere i forbindelse med KI-prosesser

I mange av intervjuene vi har gjennomført, trekkes medvirkning og involvering av ansatte frem som avgjørende faktorer for vellykket utvikling og adopsjon av KI-løsninger. For eksempel forteller flere

informanter fra statlig og kommunal sektor om gode prosesser der ansatte med førstelinjeerfaring – de som ofte omtales som «den spisse enden» – har blitt aktivt involvert i utviklingsfasen. Dette gjelder også flere av de vi intervjuet fra privat sektor, blant annet i konsulentbransjen og bank, som peker på verdien av å involvere de som faktisk skal bruke teknologien i det daglige arbeidet. Følgende sitat illustrerer dette:

«Ved å involvere sluttbrukerne tidlig i prosessene oppnår man ikke bare større forståelse for hvordan teknologien kan tilpasses eksisterende arbeidsprosesser, man får også høyere eierskap til løsningene. Ansatte får mulighet til å gi innspill som kan forbedre systemenes treffsikkerhet og relevans, samtidig som det kan styrke deres opplevelse av autonomi og gi faglig anerkjennelse» - Kunderådgiver i bank.

Gjennom intervjuer med ansatte i en kommunal etat fikk vi et detaljert innblikk i hvordan virksomheten hadde jobbet systematisk med medvirkning i hele prosessen rundt utvikling, implementering og bruk av KI-løsninger. Ansatte ble involvert tidlig og fikk mulighet til å eksperimentere med teknologien i en utforskende fase. Erfaringene ble samlet inn løpende, og etaten jobbet aktivt med å dokumentere målbare gevinster, som blant annet spart tid og økonomiske besparelser, og mer kvalitative effekter som økt brukertilfredshet og bedre samspill mellom mennesker og teknologi. Prosessen fremsto som grundig gjennomtenkt, med en tydelig ambisjon om å sikre at KI-løsningene faktisk ble tilpasset de ansattes behov og arbeidsprosesser. Medvirkningen var reell, og det ble lagt til rette for at de ansatte kunne påvirke både valg og utforming av løsninger, og hvordan teknologien ble integrert i det daglige arbeidet. De vi intervjuet i denne etaten, henholdsvis leder og rådgiver/utvikler, mente denne formen for involvering hadde bidratt til bedre løsninger, høyere grad av eierskap blant brukerne og målbare gevinster.

Samtidig viser funnene våre at involvering av ansatte ikke er en praksis som er gjeldende overalt eller hele tiden. Flere vi intervjuet, både i offentlig og privat sektor, forteller at medvirkning og involvering av ansatte i digitaliseringsprosjekter (herunder utvikling av KI-løsninger), ofte er begrenset eller helt fraværende. I disse tilfellene overlates både valg av teknologi og utforming av løsningene i stor grad til ledere og utviklere, ofte eksterne konsulenter. Medarbeiderne får i liten grad innsikt i hvilke vurderinger som ligger bak valgene, og har liten mulighet til å påvirke hvordan teknologien utformes og skal tas i bruk. De samme informantene forteller at sluttbrukerne i mange tilfeller kobles på sent i prosessen, men at dette innebærer at påvirkningsmulighetene innskrenkes. Flere av informantene mener dette er uheldig og at det har resultert i teknologiløsninger som ofte ikke blir brukt eller som skaper irritasjon og misnøye dersom ansatte er pålagt å bruke dem. En av legene vi intervjuet uttrykte følgende:

«Når avgjørelser tas langt unna det daglige arbeidet, er det en risiko for at løsningene i mindre grad svarer på reelle behov eller utfordringer. Dette kan i verste fall svekke både tillit til teknologien og motivasjonen for å ta den i bruk. Mange av oss som jobber innen medisin og i helsesektoren har fått føle dette på kroppen opptil flere ganger den siste tiden» - Lege ved akuttmottak i offentlig sykehus.

Det pekes videre på at medvirkning handler om mer enn å bli spurt om innspill – det krever en gjennomtenkt prosess der ulike perspektiver og erfaringer blir lyttet til og at involveringen har reell innflytelse på prosessene. «Pseudomedvirkning er ikke ekte medvirkning», som en av informantene uttalte. Det innebærer at organisasjonen må legge til rette for tverrfaglig samarbeid, og gi ansatte tid og rom til å delta i utviklingsarbeidet. Flere informanter sa at dersom KI skal bidra til ønsket utvikling i arbeidslivet, bør det legges vekt på bredere medvirkning og involvering, så tidlig som mulig i prosessen. Dette skal fungere som en kilde til bedre løsninger og som et demokratisk prinsipp i teknologisk omstilling.

Våre funn tyder på at det er variasjon i hvorvidt kunnskapsintensive virksomheter i norsk arbeidsliv legger til rette for god involvering av ansatte og medvirkning når det gjelder KI-prosjekter og digitaliseringsprosesser mer generelt (dette støttes også av forskningen til Bråten et al., 2023). Vi ser ikke noen store skiller mellom offentlig og privat sektor i intervjuene. Vi har eksempler på aktører i begge sektorene som har utviklet gode medvirkningsprosesser, men også eksempler der involveringen beskrives som svak eller fraværende. Derimot kan det se ut til at størrelse på virksomhet ofte er av betydning, der store virksomheter i større grad har dedikerte ressurser som jobber med å lede medvirkningsprosesser i forbindelse med digitaliseringsprosjekter, ofte godt hjulpet av egne utviklERMiljø. Mindre virksomheter har ofte ikke slike ressurser, og det kan føre til at det er mer krevende å involvere ansatte.

Det ser videre ut til at ledernes holdninger spiller en svært viktig rolle. Flere av informantene mener at dersom man har engasjerte ledere som reelt sett er opptatte av å involvere medarbeidere, og som samtidig har forståelse for teknologiens muligheter og utfordringer, så vil det være enklere å skape en kultur for medvirkning i organisasjonen. Samtidig understrekes det at ikke alt ansvaret kan skyves over på ledere, også vanlige ansatte må bidra skal man skape gode medvirkningsprosesser, noe man også er forpliktet til gjennom hovedavtalene mellom partene.

5.5 De tillitsvalgtes rolle i valg av teknologi, utvikling og implementering

I forbindelse med prosjektet har vi intervjuet et utvalg tillitsvalgte og spurt øvrige ansatte om tillitsvalgtes rolle i deres virksomhet. Disse samtaleene gir interessante og nyanserte innblikk i hvordan rollen forstås og praktiseres i ulike deler av kunnskapsarbeidssektoren. Intervjuene gir verdifull innsikt og konkrete eksempler på hvordan involvering og medvirkningsmuligheter for tillitsvalgte praktiseres i møte med KI og digitalisering mer generelt. Funnene fra intervjuene vil dessuten suppleres og nyanseres gjennom data fra panelundersøkelsen (i kapittel 6).

Funnene fra intervjuene tyder på at involvering av tillitsvalgte i prosesser knyttet til KI varierer mye i norske kunnskapsvirksomheter. Dette gjelder både når det er snakk om valg av teknologiløsninger, deltakelse i utviklingsprosesser og involvering i forbindelse med implementering. Bildet er sammensatt og nyansert. Vi finner eksempler på virksomheter – både i offentlig og privat sektor – som arbeider aktivt for å involvere tillitsvalgte tidlig i utviklingsløpet, der dialog og samarbeid ses som en naturlig del av innovasjons- og endringsarbeidet. Samtidig finnes det virksomheter der tillitsvalgte først blir orientert når beslutninger i praksis allerede er tatt, eller der de ikke er involvert i det hele tatt. Det synes altså ikke å være et klart skille mellom sektorer. Noen kommunale og statlige virksomheter viser til gode samarbeidsformer, mens andre har begrensede strukturer og arenaer for reell medvirkning. Tilsvarende ser vi at enkelte private virksomheter har etablert gode praksiser for medvirkning og involvering av tillitsvalgte, mens andre behandler innføring av KI og annen digitalisering i større grad som rene teknologiprojekt, uten forankring i partssamarbeidet.

En annen viktig observasjon er at det også er stor variasjon i hvordan virksomhetene forholder seg til hovedavtalenes oppfordring og krav til medvirkning. I hovedavtalene Akademikerne og Akademikernes medlemsorganisasjoner er part i er det formuleringer som legger klare føringer og slår fast at tillitsvalgte skal involveres – så tidlig som mulig – i prosesser som gjelder omstilling og utvikling. Teknologisk utvikling er ofte understreket og fremhevet i formuleringene. Likevel tyder våre funn på at disse føringene i etterfølges i varierende grad. Informantene vi intervjuet mener dette skyldes flere faktorer, blant annet manglende

bevissthet eller kunnskap om avtalens innhold, tidspress, uklare ansvarsforhold eller fravær av struktur for systematisk involvering. Følgende sitat fra en rådgiver i kommunal sektor er illustrerende for dette:

«Jeg jobbet for en lignende kommunal virksomhet et annet sted i landet for noen år tilbake, og der var situasjonen en helt annen sammenlignet med her. Der ble tillitsvalgte i svært liten grad involvert i digitaliseringsprosesser, de ble i beste fall koblet på i selve innføringsprosessen. Det skal riktignok påpekes at ledelsen forsøkte å ha med ansatte i diskusjoner rundt funksjonalitet i utviklingen, men det var ingen systematikk i å inkludere tillitsvalgte. Her er situasjonen helt annerledes – om det gjelder KI eller andre former for digitalisering. Jeg som tillitsvalgt tas med fra første stund, i innledende fase, der vi diskuterer konkrete teknologiløsninger og muligheter og utfordringer.» – Rådgiver i kommunal sektor.

Tidligere forskning har vist at «top down-prosesser» der teknologiinnføring skjer uten reell involvering av tillitsvalgte og ansatte, innebærer en betydelig risiko for manglende forankring, endringsmotstand og lav praktisk nytteverdi (Øyum et al., 2024). Når beslutninger tas i ledelsen uten medvirkning fra dem som kjenner arbeidsprosessene fra innsiden, øker faren for at løsningene som utvikles eller anskaffes ikke er godt tilpasset den konkrete arbeidskonteksten. Dette kan føre til redusert brukervennlighet, lav tillit til teknologien og manglende eierskap til endringene, noe som i sin tur kan svekke både effektiviteten og motivasjonen hos ansatte. En lege ansatt ved et stort offentlig sykehus og som hadde vært tillitsvalgt inntil helt nylig ga uttrykk for denne problematikken i intervjuet med oss:

«Som tillitsvalgt ble jeg invitert inn i fora der vi diskuterte teknologiløsninger med prosjektledere, øvrig ledelse og teknologer/utviklere. Min opplevelse er at vi ofte ble informert og inkludert tidlig i prosessene. Utfordringen var at de med ansvar for prosjektene ofte hadde bestemt seg på forhånd og at tilbakemeldingene fra tillitsvalgte og brukere i liten grad ble lyttet til. Dette skjedde blant annet i forbindelse med et stort digitaliseringsprosjekt der vi som tillitsvalgte orienterte om skepsis og misnøye rundt både funksjonalitet og brukergrensesnitt, men der dette ikke ble lyttet til av prosjektledelsen, til tross for at prosjektet ble drevet etter smidig prosjektgjennomføringslogikk. Resultatet er at vi nå har innført et system med masse feil som svært mange brukere ikke liker.» – Lege ved offentlig sykehus.

Informanten i det foregående ville ikke gå så langt som å kalle prosessen i det nevnte eksemplet for pseudomedvirkning eller foreskrevet medvirkning, men mente det var helt på grensen. Flere av de tillitsvalgte uttrykte nettopp en bekymring for at medvirkningsprosessene og involveringen av tillitsvalgte i enkelte tilfeller ender opp som pseudomedvirkning – der de ansatte ikke har en reell mulighet til å påvirke. De mener dette undergraver den tillitsbaserte samhandlingsmodellen som det norske arbeidslivet bygger på. Videre vil det være slik at dersom tillitsvalgte opplever at deres innspill ikke tas på alvor, eller at medvirkningsarenaene er skapt for å gi samtykke til allerede etablerte beslutninger, så svekkes både motivasjonen og viljen til å bidra konstruktivt. Over tid kan dette skape apati eller motstand mot endring, og bidra til økt avstand mellom ledelse og ansatte. Flere informanter påpeker at dette er særlig uheldig i møte med KI, da teknologien reiser komplekse spørsmål om for eksempel autonomi, kontroll, kompetanse og en rekke etiske forhold.

I intervjumaterialet vårt har vi også eksempler der virksomheter har etablert gode rutiner for medvirkning med aktiv deltakelse fra tillitsvalgte i utviklingsprosjekter helt fra idéfasen. I en kommunal etat fikk vi høre om hvordan de hadde opprettet en intern faggruppe der tillitsvalgte, fagpersoner og teknologer sammen vurderte mulige bruksområder for KI i saksbehandling og andre rådgivningsoppgaver. Rådgiveren som vi intervjuet mente at en av grunnene til faggruppen fungerer så godt som den gjør, er at man har lyktes å bygge bro mellom

fagspesialistene (brukerne av teknologiløsningene) og utviklerne, og at involveringen av tillitsvalgte spiller en helt sentral rolle i denne brobyggingen. Det vurderes også som en styrke at flere av utviklerne er ansatt på heltid og dermed har anledning til å forstå og sette seg inn i arbeidsprosessene og utfordringene som de ansatte har, og ikke minst bygge relasjonelle forhold med tillitsvalgte og medarbeidere.

I et fokusgruppeintervju med flere ansatte i en stor statlig etat fikk vi høre om hvordan de har arbeidet systematisk med medvirkning og involvering av tillitsvalgte og ansatte i forbindelse med KI-satsinger. Intervjuet ga verdifull innsikt i hvordan partssamarbeid praktiseres. Etaten har utviklet egne arenaer for idéutvikling og utforskning, som ofte blir referert til som «*idé- og utforskningsarenaer*», hvor både tillitsvalgte og ansatte inviteres inn i diskusjoner, testing og evaluering av KI-løsninger i ulike stadier av utviklingsprosessen. Disse arenaene fungerer som lavterskel møteplasser der ulike fagmiljøer, utviklingsteam og tillitsvalgte kommer sammen for å drøfte spørsmål knyttet til teknologiens funksjonalitet, brukervennlighet og potensielle nytteverdi i konkrete arbeidsprosesser. Det ble fortalt at diskusjonene også kan berøre mer prinsipielle og teknisk-juridiske spørsmål, som hvordan man sikrer etterlevelse av personvernregler (GDPR), håndterer datasikkerhet, og hvordan man oppnår en best mulig arbeidsdeling mellom menneske og maskin. Det fremkom tydelig at slike diskusjoner oppleves som verdifulle, ikke minst fordi de skaper rom for å identifisere potensielle gevinster og utfordringer og gjøre risikovurderinger i tidlig fase.

Medvirkningsarenaene ble av informantene i den statlige etaten beskrevet som meget vellykkede initiativer som over tid har blitt en naturlig og integrert del av organisasjonskulturen. Et fellestrekk blant deltakerne i fokusgruppen var opplevelsen av at alle parter – ledelsen, utviklingsmiljøene og de tillitsvalgte – oppriktig ønsket medvirkningsprosessene og samarbeidet på tvers velkommen. Dette skyldes ifølge informantene at man i organisasjonen har erfart at slik involvering bidrar til høyere kvalitet i teknologiløsningene, bedre forankring og reell gevinstrealisering. Det ble dessuten trukket frem at medvirkningsprosessene har bidratt til økt tillit mellom ledelse og ansatte, større arbeidsglede og høyere motivasjon blant de involverte. Flere av informantene fra dette intervjuet fremhevet at når tillitsvalgte og fagpersoner/ansatte får mulighet til å stille spørsmål, teste løsninger og komme med innspill tidlig, oppleves KI og digitalisering i større grad som noe man *gjør sammen*, og ikke som noe som påføres organisasjonen ovenfra. Erfaringene fra denne etaten illustrerer dermed hvordan målrettet og strukturert medvirkning kan være en nøkkelfaktor for å lykkes med KI-prosesser og legger til rette for at teknologien utvikles og tas i bruk i tråd med verdiene i den norske modellen.

I intervjuer med ansatte i en stor norsk industribedrift fikk vi et tydelig innblikk i hvordan virksomheten har arbeidet aktivt og systematisk med medvirkning i digitaliseringsprosesser over lang tid. Tillitsvalgte og øvrige ansatte har vært involvert i utvikling og innføring av ny teknologi i flere tiår, og denne tradisjonen for bred involvering ble beskrevet for å være godt forankret i både ledelsen og blant medarbeiderne. Informantene understreket at KI ikke behandles som et unntak, men som en del av den *kontinuerlige digitaliseringsbølgen* man har vært inne i egentlig helt siden 1970-tallet, og at det derfor er naturlig at den følges opp med de samme etablerte medvirkningsprosessene som tidligere.

Samtidig påpekte flere av informantene at det kanskje er enda viktigere å sikre gode prosesser for involvering når det gjelder KI, sammenlignet med annen digital teknologi. Årsakene som ble trukket frem var knyttet til teknologiens egenskaper, blant annet at KI-systemer i større grad kan påvirke beslutningsprosesser, utfordre faglig skjønn og endre arbeidsinnholdet mer fundamentalt enn andre digitale teknologier. Dette gjør det desto viktigere at både ansatte og tillitsvalgte får delta tidlig i vurderingene og bidra med innsikt i hvordan

teknologien faktisk virker i praksis, og hvordan den bør brukes mest mulig effektivt og fornuftig. Dette eksemplet illustrerer hvordan en lang tradisjon for partssamarbeid og tillitsbasert dialog kan gi et sterkt grunnlag for å håndtere nye teknologier. Det viser også at når involvering og medvirkning er godt integrert i organisasjonskulturen, kan det bli lettere å møte nye utfordringer på en konstruktiv og ansvarlig måte.

En av informantene som jobbet som advokat ved et mellomstort advokatkontor delte sine refleksjoner om medvirkning og involvering av tillitsvalgte i digitaliseringsprosesser (herunder KI). Han mente at medvirkningsprosesser og aktiv involvering av tillitsvalgte i enkelte tilfeller kunne være minst like fremtredende i mindre advokatfirma som i større, til tross for at mindre ressurser til rådighet kunne indikere det motsatte. Begrunnelsen var at mindre selskaper i større grad må involvere ansatte og tillitsvalgte fordi de ikke har egne IT-avdelinger eller dedikerte fagmiljøer som arbeider med utvikling og implementering av digitale løsninger. Dermed blir dialog og involvering et praktisk behov, der de få ansatte må samarbeide tett for å henge med i «teknologiracet» og hente ut reelle verdier fra teknologien.

Eksempelet fra det mellomstore advokatkontoret illustrerer at selv om virksomhetsstørrelse og tilgjengelige ressurser ofte påvirker graden av medvirkning og involvering av tillitsvalgte, er ikke dette en absolutt sannhet. Det kan se ut til at større virksomheter ofte har mer formaliserte strukturer for partssamarbeid og bedre kapasitet til å gjennomføre omfattende involveringsprosesser. Likevel viser dette eksemplet at mindre virksomheter i enkelte tilfeller kan ha høy grad av medvirkning – ikke nødvendigvis fordi det er nedfelt i mandater eller systematisert, men fordi små forhold og begrensede ressurser «tvinger frem» dialog og samarbeid. Når man ikke har egne IT-avdelinger eller interne utviklingsressurser, må ofte både ansatte og tillitsvalgte delta i vurderingene av hvordan ny teknologi skal tas i bruk. Dette kan ofte ta til på mer uformelle arenaer og ut fra praktiske behov, snarere enn som en konsekvens av et etablert og formalisert partssamarbeid.

Samtidig fikk vi gjennom våre intervjuer også høre om eksempler fra små og mellomstore bedrifter der teknologivalg og utviklingsprosesser i stor grad ble styrt fra toppen, uten nevneverdig involvering av ansatte eller tillitsvalgte. I enkelte tilfeller ble medvirkning i liten grad ansett som et tema i det hele tatt. Dette viser at bildet er nyansert. Intervjuene gir oss interessante indikasjoner på et sammensatt bilde, og det kan være verdt å utforske nærmere om noen av forskjellene også har sammenheng med bransjespesifikke mønstre. Det finnes eksempler på god og dårlig medvirkning og involvering av tillitsvalgte i både store og små virksomheter. Dette understreker behovet for å se på lokale forhold, kultur for medvirkningsprosesser, ledelsens holdning til partssamarbeid og kunnskap blant ledere om hvordan KI og digitalisering frembringer saker som angår tillitsvalgte og verneombud – snarere enn at organisasjonsstørrelse betraktes som avgjørende faktor alene.

Kompetansen som tillitsvalgte har når det gjelder KI og andre digitale teknologier kan naturligvis variere betydelig, noe som kan ha implikasjoner for hvordan partssamarbeidet fungerer i praksis. Flere av våre informanter, både tillitsvalgte og andre ansatte, mente at det kan være vanskelig for tillitsvalgte å delta aktivt og på en god måte i diskusjoner om KI, digitalisering og teknologivalg dersom de mangler kunnskap om hvordan teknologien fungerer, hva den kan brukes til, og hvilke begrensninger og konsekvenser den kan ha i egen arbeidskontekst. Manglede kompetanse kan være særlig uheldig nettopp i situasjoner der det er snakk om KI ettersom teknologien potensielt har store inngripende virkninger for ansatte og virksomheten.

I slike situasjoner der kompetansen er begrenset eller fraværende mente flere vi intervjuet at det kan oppstå en form for tilbakeholdenhet eller usikkerhet blant tillitsvalgte (og øvrige ansatte), som gjør at de enten ikke

ønsker å engasjere seg aktivt, eller at arbeidsgivere velger å utelate dem fra dialog og drøfting under henvisning til mangel på teknologiforståelse. Dette er uheldig av flere grunner. For det første svekkes da den kollektive medvirkningen som ligger til grunn for den norske samarbeidsmodellen. For det andre kan man gå glipp av viktige perspektiver knyttet til hvordan teknologi faktisk påvirker arbeidsinnhold, organisering og fagutøvelse – perspektiver tillitsvalgte ofte har god innsikt i, nettopp fordi de er tett på arbeidstakerne.

For å kunne fylle sin rolle som reell medspiller i prosesser som omhandler KI og digitalisering, er det derfor avgjørende at tillitsvalgte får mulighet til å bygge grunnleggende forståelse av hvordan KI og andre digitale teknologier fungerer. Den ene tillitsvalgte vi intervjuet uttrykte følgende:

«Vi må få mulighet til å lære om KI mer overordnet og hvilke muligheter og utfordringer som er forbundet med teknologien. Dette innebærer ikke at vi må tilegne oss dyp teknisk ekspertise, men vi trenger tilstrekkelig innsikt i teknologiens funksjonalitet, anvendelsesområder, svakheter og etiske implikasjoner. Dette må relateres til egen bransje og arbeidskontekst. En kompetanseheving blant tillitsvalgte vil kunne bidra til å styrke vår rolle i utviklings- og endringsarbeid, og dessuten bidra til å sikre at KI brukes på en ansvarlig måte og i tråd med både ansattes og virksomhetens behov.» – Rådgiver og tillitsvalgt i statlig etat.

6 Presentasjon av funn fra panelundersøkelse

Vi har sammen med Respons Analyse gjennomført en større spørreundersøkelse på oppdrag fra Akademikerne vinteren 2025. SINTEF utarbeidet i samarbeid med Akademikerne en spørsmålsbolk om «KI i arbeidslivet», som ble inkludert i den 19. runden av *Akademikerpanelet*, gjennomført i løpet av januar 2025. I undersøkelsen har vi blant annet sett på utbredelse og bruk av KI-verktøy, hvilke oppgaver som automatiseres, og hvordan dette påvirker arbeidsprosesser og produktivitet. I tillegg har vi kartlagt ansattes holdninger til KI, herunder etiske vurderinger, tilgang til opplæring og graden av medvirkning og involvering i implementeringen av nye systemer. Vi har fått tilgang på mye data og vil i dette kapitlet presentere sentrale funn fra undersøkelsen.

Datainnsamlingen ble gjort på web, og respondentene ble kontaktet via SMS eller e-post etter oppgitt preferanse. Respons Analyse har hatt ansvar for den praktiske gjennomføringen av spørreundersøkelsen, samt for utarbeidelsen av enkelte tabeller og grafer i etterkant. De har dessuten kommet med forslag til spørsmålsformuleringer og forbedringer, og vært en sparringspartner for oss i SINTEF-teamet i deler av analysearbeidet.

Metoden som er brukt for å samle inn svar er webintervju via *computer-assisted web interviewing* (CAWI). Målgruppen var personer med minimum mastergrad som høyeste fullførte utdanning. Vi har til sammen 1603 respondenter, fordelt 53 prosent menn / 47 prosent kvinner. 48 prosent jobber i privat sektor (herav 5 prosent selvstendig næringsdrivende), og av de resterende i utvalget fordeler de seg 43 prosent i stat (unntatt helseforetak/sykehus), 45 prosent i kommune/fylkeskommune og 11 prosent i helseforetak/sykehus.

Resultatene er vektet etter kjønn, alder og landsdel basert på SSB sine data om befolkningen med lang utdanning i Norge.

6.1 Oppsummering fra undersøkelsen

I dette delkapitlet presenterer vi noen av de mest sentrale funnene i punktform, men den hensikt å gi en enkelt oversikt for leseren. De påfølgende delkapitlene går mer i dybden på hvert enkelt tema og inkluderer relevante diagrammer og tabeller. Gitt det omfattende datamaterialet, har vi gjort en prioritering av hvilke funn som fremheves i rapporten.

Bruk av KI på arbeidsplassen

- Totalt oppgir tre av fire at det brukes en eller annen form for KI på arbeidsplassen, enten av en selv, av andre, eller via programvare/verktøy.
- 44 prosent oppgir å selv bruke KI-verktøy i arbeidssammenheng. Det er omtrent på nivå med undersøkelsen som ble gjennomført i april 2024.
- En av tre sier de har kollegaer som bruker KI, og en av fire at arbeidsplassen bruker KI-basert programvare/verktøy. Blant Akademikernes medlemmer jobber 81 prosent på steder hvor KI er mye brukt.
- Tre av ti KI-brukere benytter verktøyene minst én gang om dagen, mens åtte av ti bruker dem minst ukentlig. Bruken er hyppigere i privat sektor enn i offentlig sektor.
- Det er i januar 2025 langt flere enn i april 2024 som sier de har tilgang til KI-verktøy som krever betaling (50 prosent av de som selv bruker KI).
- KI brukes hovedsakelig til språkrelaterte oppgaver, som tekstproduksjon og språkvask, mens nær halvparten bruker det til tekstanalyse. Øvrig bruk avhenger i stor grad av arbeidsoppgaver og utdanningsbakgrunn.
- Gjennomgående opplever unge, ansatte i privat sektor og de som bruker KI hyppig, størst nytte og færrest utfordringer knyttet til KI.

Konsekvenser av KI på arbeidsplassen

- For de fleste har KI foreløpig ikke automatisert store deler av arbeidsoppgavene. 68 prosent svarer at KI i liten grad har overtatt oppgaver, mens 16 prosent mener det i stor grad har skjedd.
- 8 prosent oppgir at KI har helautomatisert enkelte av deres arbeidsoppgaver, en andel som øker til 10 prosent blant de som bruker KI selv.
- 13 prosent har opplevd at KI har skapt nye arbeidsoppgaver for en selv. Andelen blant de som bruker det selv er 16 prosent.
- 45 prosent tror KI i stor grad vil automatisere deler av deres arbeidsoppgaver i fremtiden. Andelen øker til 50 prosent blant dem som allerede bruker KI selv, og til 60 prosent blant de som bruker det daglig eller oftere.

Nytteverdi av KI på arbeidsplassen

- KI-brukere er delte i synet på om teknologien frigjør tid til mer meningsfulle arbeidsoppgaver. 36 prosent mener det i stor grad har skjedd, mens 35 prosent mener det i liten grad har hatt en slik effekt.
- Når det gjelder KI og frigjøring av tid til mer komplekse oppgaver, er respondentene også splittet. Unge (53 prosent) og ansatte i privat sektor (42 prosent) er de som i størst grad opplever denne effekten.
- Respondentene er også delte på spørsmålet om KI har forbedret arbeidsflyten deres – 34% sier i stor grad, 34 prosent i liten grad. Andelen som svarer 'i stor grad' øker til 50 prosent av unge og til 39 prosent blant ansatte i privat sektor.
- Flere mener KI har økt produktiviteten enn de som mener det ikke har gjort det. 39 prosent sier i stor grad, mens 30 prosent sier i liten grad. Produktivitetsøkningen er mest merkbar blant unge (50 prosent) og ansatte i privat sektor (47 prosent).
- 37 prosent mener KI løser enkelte oppgaver bedre enn de selv gjør. Forskjellen mellom aldersgrupper er liten, men andelen er høyere i privat sektor (45 prosent) enn i offentlig sektor (28 prosent). Andelen øker også med lønnsnivå.
- 45 prosent opplever at KI gjør dem mer effektive, med høyest andel blant unge (57 prosent) og ansatte i privat sektor (50 prosent). Blant dem som bruker KI flere ganger daglig, er andelen hele 77 prosent.
- 33 prosent mener KI har gjort dem flinkere i jobben, mens 35 prosent mener det i liten grad har hatt en slik effekt.
- Mange KI-brukere er skeptiske til outputen fra KI-verktøyene. Kun 4 prosent stoler fullt på resultatene, mens 31 prosent er enige i at de kan stole på outputen, og 50 prosent er uenige. Åtte av ti respondenter mener imidlertid at KI i stor grad fungerer effektivt som et støtteverktøy.

Opplæring i bruk av KI og kompetansebehov

- Bare 26 prosent av de som jobber på en arbeidsplass der KI brukes opplever å ha fått tilstrekkelig opplæring i hvordan de kan bruke KI-verktøy i jobben. Opplæringen er noe mer utbredt i privat sektor (31 prosent) enn i offentlig sektor (23 prosent).
- 67 prosent opplever at de forstår hvordan KI kan endre arbeidsoppgavene. Andelen er høyere blant unge (73 prosent) og lavere blant arbeidstakere over 60 år (59 prosent).
- 44 prosent mener arbeidsplassen har lagt til rette for kompetanseutvikling innen KI, men dette er betydelig lavere blant eldre ansatte.
- Kritisk tenkning, yrkesspesifikk kompetanse og effektiv kommunikasjon med KI-verktøy trekkes frem som de tre viktigste ferdighetene for god KI-bruk. Unge vektlegger spesielt kritisk tenkning og teknologiforståelse. Offentlig ansatte, særlig i staten, vurderer også kritisk tenkning som svært viktig.

Involvering valg og implementering av KI

- 21 prosent har fått mulighet til å gi innspill i forbindelse med innkjøp av KI-verktøy. Andelen er noe høyere blant unge (27 prosent) og privatansatte (29 prosent) enn snittet.
- 33 prosent oppgir at lederne har involvert ansatte i utviklingen av KI-systemer. Dette er mest utbredt blant unge (43 prosent) og ansatte i privat sektor (39 prosent).
- 38 prosent mener at ledelsen har involvert ansatte i selve innføringen av KI-systemer. Her er det ikke signifikante forskjeller etter alder og kjønn, men det er flere i privat sektor (43 prosent) enn i offentlig sektor (34 prosent) som sier at ansatte involveres.
- 42 prosent mener medarbeiderne har innflytelse på hvordan KI implementeres i virksomheten.
- 30 prosent mener arbeidsgiver tar hensyn til ansattes bekymringer ved innføring av KI, mens hele 31 prosent vet ikke om arbeidsgiver tar hensyn. Flere offentlig ansatte (22 prosent) enn privatansatte (13 prosent) er uenig i påstanden.
- Det er lav grad av kjennskap til hvorvidt og i hvilke prosesser tillitsvalgte er involvert når det gjelder prosesser knyttet til KI i egen virksomhet. Seks av ti vet ikke. Implementering av KI peker seg ut som det området flest respondenter mener tillitsvalgte er involvert.
- I snitt er 20 prosent av tillitsvalgte involvert i en av følgende prosesser: «innkjøp/utvikling/implementering av KI og KI-bruk». Det er ingen statistiske forskjeller mellom sektorene (privat, stat, kommune og helseforetak).

Holdning til KI

- Seks av ti er positive til KIs påvirkning på egen yrkesgruppe i fremtiden. Optimismen er høyest blant ansatte i privat sektor (63 prosent). Andelen som er positive øker med inntektsnivå – fra 33 prosent blant de som tjener under 600 000 kr til 69 prosent blant de som tjener over 1 million kr.
- Et mindretall (13 prosent) frykter at KI vil gjøre deres arbeidsrolle mindre relevant. Blant dem som bruker KI flere ganger daglig, er andelen høyere (26 prosent). 32 prosent mener at KI kan gjøre deres arbeidsrolle mer relevant i fremtiden.
- 12 prosent er bekymret for at KI kan ta over en for stor andel av deres arbeidsoppgaver. Bekymringen er høyere blant dem med lavere inntekt – 26 prosent av dem som tjener under 600 000 kr er enige, mot kun 8 prosent av dem som tjener over 1 million kr.
- Halvparten av respondentene samlet sett bekymrer seg for de etiske konsekvensene av KI i arbeidshverdagen, mens nesten en tredjedel ikke deler denne bekymringen. Etiske bekymringer er mer utbredt i offentlig sektor (57 prosent) enn i privat sektor (39 prosent).
- Et stort flertall (åtte av ti) mener det bør være tydelige retningslinjer for bruk av KI på arbeidsplassen. Dette er særlig viktig for offentlig ansatte (85 prosent i snitt).
- Selv om åtte av ti mener regulering er nødvendig, oppgir kun 36 prosent at slike retningslinjer er på plass i egen virksomhet.

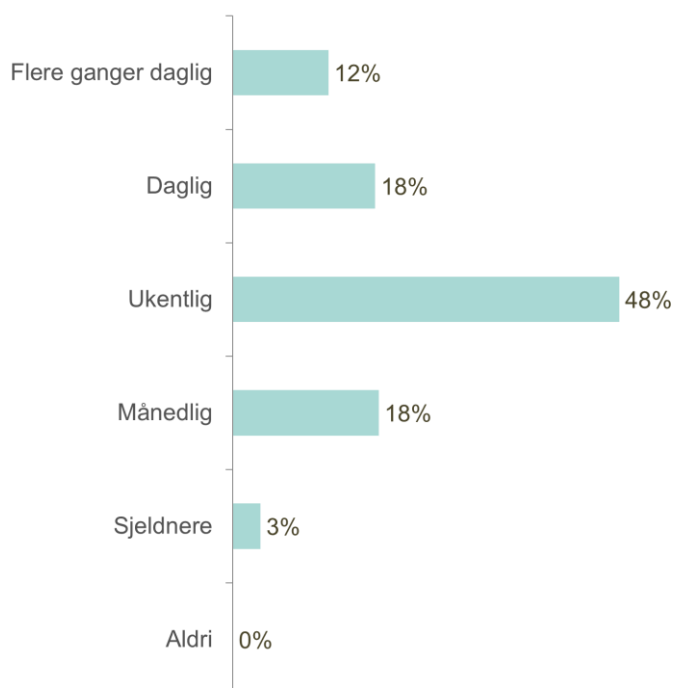
6.2 Tilgang til og bruk av KI på arbeidsplassen

Totalt oppgir tre av fire respondenter at det brukes en eller annen form for KI i egen virksomhet – enten av en selv, av kolleger, eller via programvare/verktøy der KI er integrert i løsningen. 44 prosent av respondentene oppgir å selv bruke KI-verktøy i arbeidshverdagen. Det er omtrent på nivå med undersøkelsen som ble gjennomført i april 2024, der spørsmålet var om man selv hadde tatt i bruk verktøy basert på KI for å løse arbeidsoppgaver. Det ser dermed ikke ut som det har vært noen stor økning i egen bruk det siste året totalt sett.

Det er oftere menn, unge og ansatte i privat sektor som har tatt i bruk KI. I de to yngste aldersgruppene bruker halvparten KI, mens tilsvarende tall for de eldre aldersgruppene er mindre enn fire av ti. Litt mer enn en av tre sier de har kollegaer som bruker KI i egen virksomhet, og en av fire respondenter oppgir at arbeidsplassen bruker KI-basert programvare/verktøy. Blant medlemmer av Akademikerne er det en større andel (81 prosent) som jobber i en virksomhet der KI er mye brukt.

Vi spurte respondentene om hvor ofte de bruker KI i arbeidssammenheng. Av de som bruker KI i jobben gjør tre av ti dette minst en gang om dagen, mens totalt åtte av ti bruker det minst en gang i uken. Det brukes mer hyppig blant ansatte i privat sektor enn i offentlig sektor, og oftere av menn enn kvinner. I de to yngste aldersgruppene bruker halvparten KI, mot fire av ti i de eldre aldersgruppene. Grafen (figur 11) nedenfor viser hvor ofte KI brukes:

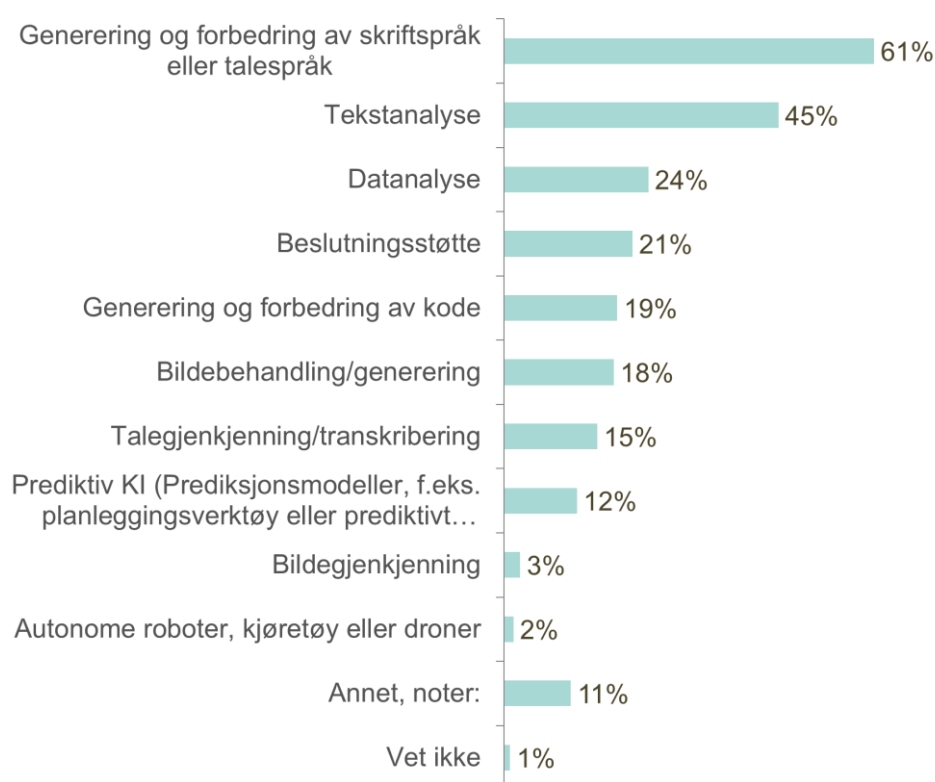
Hvor ofte bruker du KI i arbeidssammenheng?



Figur 11: Prosentfordeling «Hvor ofte bruker du KI i arbeidssammenheng». Filter: Bruker KI selv, 703 respondenter. (Kilde: Respons Analyse).

Langt flere respondenter i undersøkelsen kjørt i januar 2025 oppgir at de har tilgang til KI-verktøy som betales av arbeidsgiver sammenlignet med undersøkelsen i april 2024. Både andelen som betaler selv og andelen som har tilgang betalt av arbeidsgiver har omtrent doblet seg. Dette er en nokså dramatisk økning på relativt kort tid og et interessant funn når man tar høyde for at den totale bruken ikke ser ut til å ha økt i samme periode. Det er i størst grad menn og unge som betaler selv, mens andelen menn og kvinner som har tilgang betalt av arbeidsgiver er lik. I privat sektor har seks av ti tilgang betalt av arbeidsgiver, mot ca. 43 prosent i offentlig sektor. Grafen i det følgende viser prosentfordelinger og forskjeller mellom tall fra undersøkelsene (april 2024 og januar 2025).

Respondentene svarer at KI-verktøy hovedsakelig brukes til det vi kan kalle *språkoppgaver*. Flertallet av respondentene bruker det til produksjon og forbedring av tekst/språk, mens nær halvparten bruker det til tekstanalyse. Øvrig bruk ser ut til å i stor grad ha sammenheng med arbeidsoppgaver og utdanningsbakgrunn. De som for eksempel bruker KI til bildebehandling har oftere bakgrunn fra lærerutdanning, kunst og humaniora, mens de med bakgrunn fra matematikk, naturvitenskap og teknologi bruker det mer til dataanalyse og koding. Jurister bruker det aller mest til generering og forbedring av tekst (83 prosent), mens en relativt stor prosentandel av økonomer oppgir at de bruker KI til dataanalyse og beslutningsstøtte. En samlet fremstilling av hva respondentene bruker KI til jobbsammenhenger vises nedenfor.

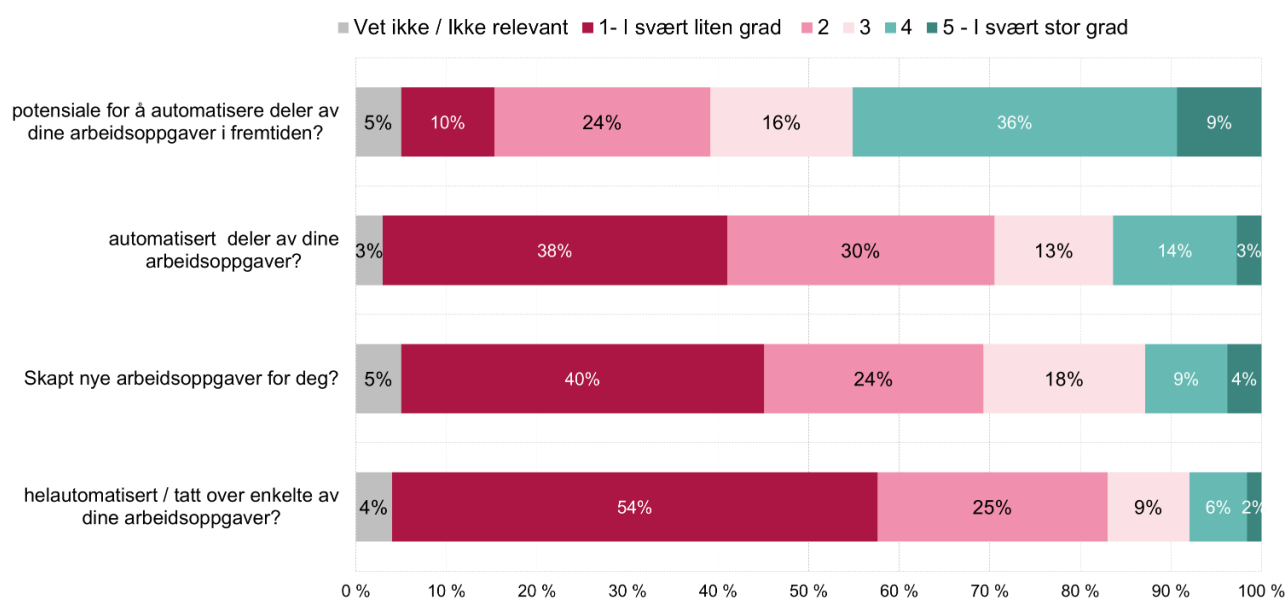


Figur 12: Prosentfordeling «Hva bruker du KI til i jobbsammenheng?». Filter: Bruker KI selv, 702 respondenter. (Kilde: Respons Analyse).

6.3 Kunstig intelligens sin påvirkning av rolle og arbeidsoppgaver

Vi hadde med flere spørsmål som gikk på hvilke konsekvenser KI har på arbeidsplassen, for eksempel i form av automatisering og endring av arbeidsinnhold. Respondentene opplever at KI har et stort potensial for å overta arbeidsoppgaver i fremtiden, men hevder at teknologien i liten grad har gjort det frem til nå. 68 prosent svarer at KI i liten grad har overtatt oppgaver, mens 16 prosent mener det i stor grad har skjedd. 8 prosent oppgir at KI har helautomatisert enkelte av deres arbeidsoppgaver, en andel som øker til 10 prosent blant de som bruker KI selv. 45 prosent tror KI i stor grad (da er 4 og 5 i henhold til likert-skalaen slått sammen) vil automatisere deler av deres arbeidsoppgaver i fremtiden. Andelen øker til 50 prosent blant dem som allerede bruker KI selv, og seks av ti blant de som bruker det daglig eller oftere. En samlet fremstilling av akkumulerte prosentfordelinger knyttet til utvalgte spørsmål vises nedenfor.

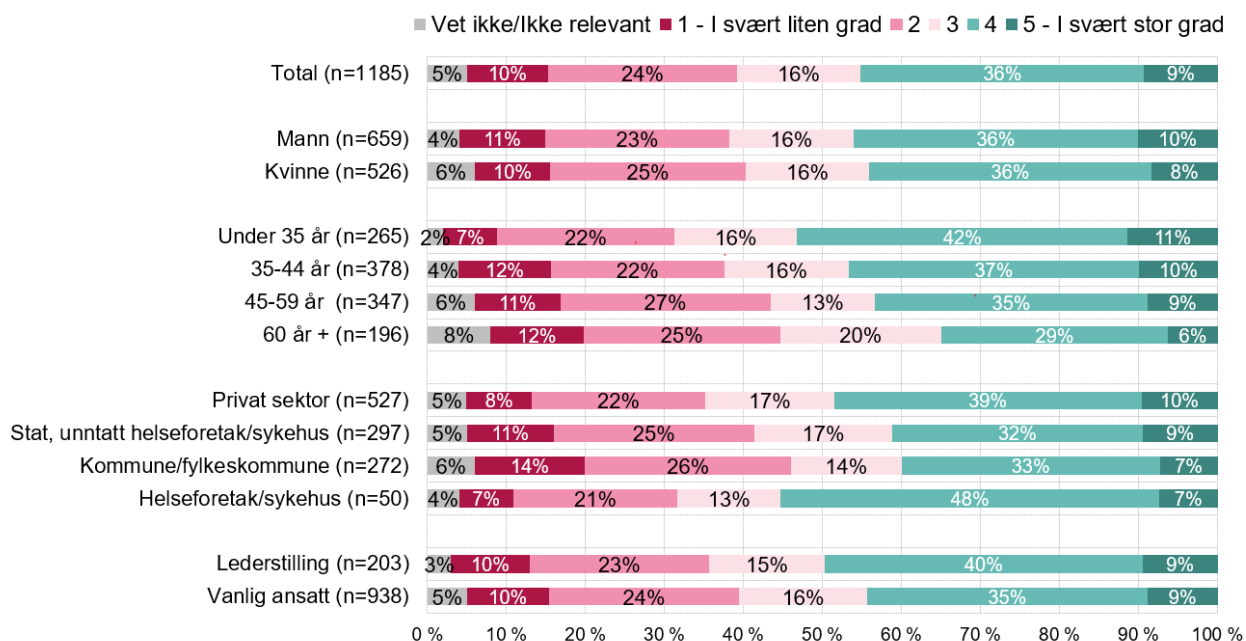
I hvilken grad har kunstig intelligens ...



Figur 13: Prosentfordeling på utvalgte spørsmål. Filter: Bruker KI selv / av kolleger, 1185 respondenter. (Kilde: Respons Analyse).

Vi ser nærmere på hva ulike grupper tenker når det gjelder KI sitt potensial for å automatisere deler av arbeidsoppgavene i fremtiden. Grafen nedenfor viser prosentfordelinger etter kjønn, alder, sektor og ansettelsesforhold.

I hvilken grad har KI potensiale for å automatisere deler av dine arbeidsoppgaver i fremtiden?



Figur 14: Gruppevis prosentfordeling for spørsmål knyttet til automatiseringspotensial. Filter: Bruker KI selv/kolleger. Antall respondenter vises i grafikk. (Kilde: Respons analyse).

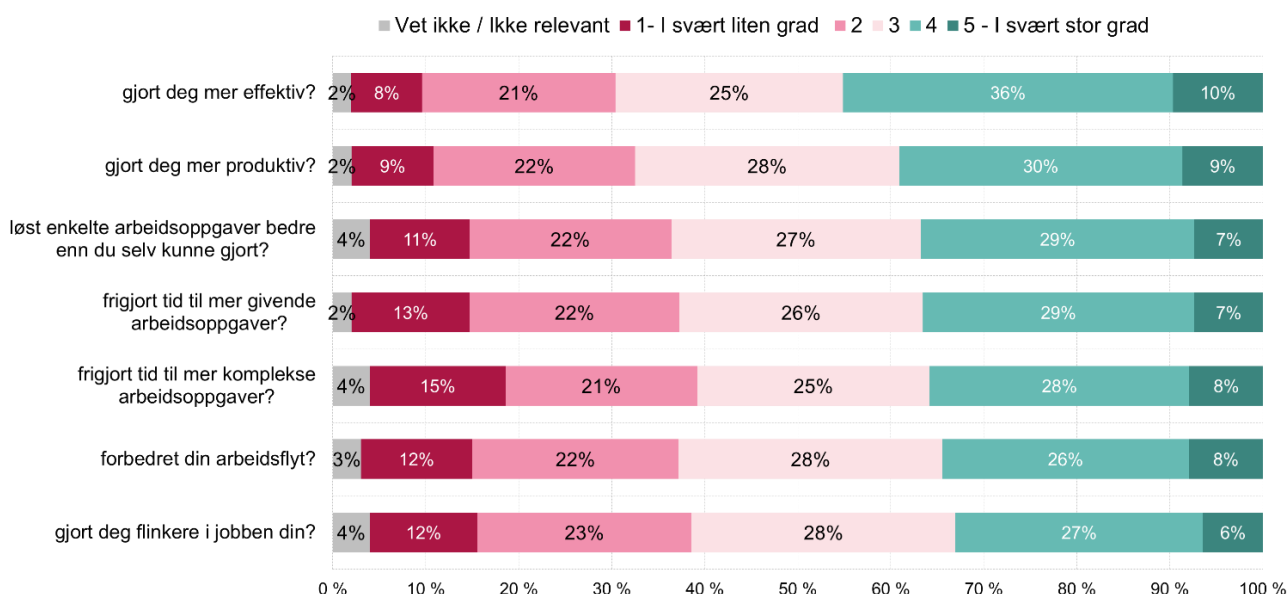
Jo yngre respondentene er, jo større er forventningene om at KI har potensiale til å automatisere deler av deres arbeidsoppgaver i fremtiden (for de under 35 år svarer 53 prosent i stor grad, mens tilsvarende tall for de som er 60 år eller eldre er 35 prosent). Denne sammenhengen er statistisk signifikant med Kji-kvaderats test ($p < 0,05$). Dette kan kanskje ha sammenheng med at unge tidlig i karrieren i større grad utfører arbeidsoppgaver som er rutinepregede og som egner seg bedre for automatisering eller KI-støtte (dette diskuteres mer utfyllende i kapittel 7).

Denne forskjellen kan tolkes i ulike retninger. Alder har en signifikant sammenheng med «Brukes (verktøy basert på) kunstig intelligens på din arbeidsplass? Ja, jeg bruker det selv», hvor de yngste alderskategoriene har mye tilsluttende svar enn de eldste. Samtidig ser vi også at det ikke er perfekt samsvar mellom «jeg bruker KI» og «jeg har kollegaer som bruker KI». Det er flere som selvrapporterer bruk av KI, enn hva kollegarapportert bruk skulle tilsi. Det betyr at i dette tilfellet må man også ta høyde for at forventninger til fremtiden åpenbart farges av i hvilken grad man har førstehåndserfaring med teknologien.

6.4 Nytteverdi av KI på arbeidsplassen

Undersøkelsen hadde som mål å få et bilde av hva norske kunnskapsarbeidere (akademikere) mener om nytteverdiapotensialet til KI i en arbeidskontekst. Vi hadde derfor med spørsmål som handlet om hvorvidt respondentene opplever at KI har gjort dem mer effektive i arbeidsutførelsen, frigjort tid og forbedret arbeidsflyt. En oppsummering på akkumulert nivå følger nedenfor.

I hvilken grad opplever du at kunstig intelligens har ...



Figur 15: Prosentvis fordeling knyttet til spørsmål om opplevd nytteverdi. Filter: Bruker KI selv/kolleger. Antall respondenter vises i grafikk. (Kilde: Respons analyse).

Vi ser i øverste rad av grafen at 46 prosent av respondentene opplever at KI gjør dem mer effektive. høyest andel av dem som opplever store effektiviseringsgevinster finner vi blant unge (57 prosent) og ansatte i privat sektor (50 prosent). Videre viser funnene, ikke særlig overraskende, at blant dem som bruker KI flere ganger daglig, opplever hele 77 prosent at de blir mer effektive. Vi ser lignende tendenser når det gjelder opplevde produktivitetsgevinster fra KI også – der 39 prosent sier i stor grad, mens 30 prosent sier de i liten grad blir mer produktive. Også her er den opplevde produktivitetsøkningen størst blant unge (50 prosent) og ansatte i privat sektor (47 prosent). Ansatte i offentlig sektor oppgir betydelig lavere produktivitetsgevinster (med unntak for «forbedret din arbeidsflyt» er forskjellen signifikant Kji-kvadrat $p < 0,05$).

Respondentene er mer delte i synet på om teknologien frigjør tid til mer meningsfulle og komplekse oppgaver. 36 prosent mener KI har frigjort tid til mer givende arbeidsoppgaver, mens 35 prosent mener KI i liten grad har hatt en slik effekt. Også her peker unge (50 prosent) og ansatte i privat sektor (40 prosent) seg ut som arbeidstakere som i større grad opplever at KI frigjør tid til mer givende og interessante oppgaver. Vi ser av tallene at denne opplevelsen er mindre utbredt blant ansatte i offentlig sektor, der eksempelvis 27 prosent av respondentene som er ansatt i kommuner og fylkeskommuner mener KI frigjør tid til mer givende oppgaver i stor grad. Når det gjelder KI og frigjøring av tid til mer komplekse oppgaver, er respondentene også splittet. Igjen er det unge (53 prosent) og ansatte i privat sektor (42 prosent) som i størst grad ser denne effekten.

Respondentene er delte i spørsmålet om KI har forbedret arbeidsflyten deres – 34 prosent sier i stor grad, og 34 prosent i liten grad. Her er forskjellene mellom sektor ikke signifikante, men det er en sammenheng mellom alder, hvor de yngste i større grad opplever at det har forbedret arbeidsflyt ($p < 0,05$).

6.5 Kunstig intelligens som støtteverktøy og tillit til teknologien

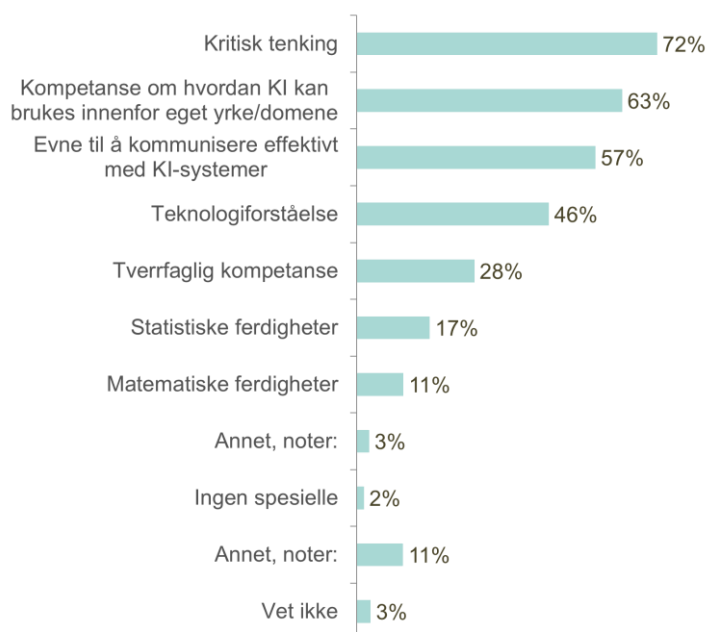
Majoriteten av respondentene (åtte av ti) som bruker KI i arbeidssammenheng opplever at teknologien fungerer som et effektivt støtteverktøy i arbeidsutførelsen. Dette er et interessant funn med tanke på at en stor andel av de samme respondentene også mener dagens KI-løsninger har flere mangler og utfordringer forbundet med seg. Videre har vi for tidligere spørsmål sett en tendens til at yngre er mer positive og fremoverlente til teknologien enn eldre respondenter, men for dette spørsmålet er KI-brukere under 35 og de som er 60 år eller eldre helt like i oppfatningen – 83 prosent for disse to gruppene mener KI i stor grad fungerer som et effektivt støtteverktøy i arbeidsutførelsen. Det skal dog understrekes at antall KI-brukere som er 60 år eller eldre er betydelig mindre enn for de andre aldersgruppene.

Når det gjelder tillit til KI har vi spurt hvorvidt respondentene stoler på svarene/output som genereres når de bruker KI i jobbsammenheng. Funnene viser at det er betydelig flere KI-brukere som *ikke* stoler på svarene som genereres (fem av ti) enn som stoler på svarene (tre av ti). Man kan tolke dette som at mange respondenter har liten tillit til KI-teknologi og dermed ikke stoler fullt ut på svarene som frembringes, og derigjennom anta at mange mener teknologien fungerer dårlig og ikke ønsker å bruke den. Dette samsvarer imidlertid ikke med funnene omtalt i forrige avsnitt, der et klart flertall av respondentene oppgir at de opplever KI som et velfungerende støtteverktøy i arbeidet. Dette kan tyde på at brukerne i økende grad er bevisste på svakhetene ved teknologien, heller enn at de nødvendigvis opplever den som lite nyttig. En tolkning er at mange respondenter kjenner til at KI, og særlig generativ KI, har en tendens til å hallusinere, altså å generere feilaktig eller oppdiktet informasjon. Denne bevisstheten kan forklare den lavere graden av tillit til svarene, uten at det nødvendigvis reduserer opplevelsen av nytteverdi. En begrensning ved spørsmålsformuleringen er imidlertid at den ikke skiller mellom ulike typer KI-løsninger. Å vurdere tilliten til output fra en stor språkmodell er noe ganske annet enn å vurdere nøyaktigheten i en KI-løsning for bildegjenkjenning. Fraværet av denne nyanseringen kan ha påvirket svarene, og bør tas i betraktning i tolkningen av funnene.

6.6 Opplæring i kunstig intelligens og kompetansebehov

Bare en av fire som jobber et sted der KI benyttes, opplever at de har fått tilstrekkelig opplæring i *hvordan* de kan bruke KI-verktøy i jobben. Funnene visert at opplæring er noe mer utbredt i privat sektor (31 prosent) enn i offentlig sektor (23 prosent), men vi ser altså relative lave tall på tvers av sektorer og domener. Samlet sett mener 44 prosent av respondentene at arbeidsplassen har lagt til rette for kompetanseutvikling innen KI, men dette er betydelig lavere blant eldre ansatte. To av tre respondenter oppgir at de forstår hvordan KI kan påvirke og endre arbeidsoppgavene de utfører. Her er det små variasjoner mellom ulike aldersgrupper, sektorer og andre demografiske eller yrkesmessige kategorier. Vi vurderer dette tallet som forholdsvis høyt, særlig med tanke på at mange fortsatt befinner seg i en utforskende og eksperimentell fase når det gjelder bruk av KI, og at teknologien i seg selv er under kontinuerlig utvikling.

Vi ønsket videre å finne ut hvilke former for kompetanse respondentene anser som viktige for å kunne bruke KI på en fornuftig måte i egen arbeidssituasjon. I grafen nedenfor ser vi prosentfordelingen på akkumulert nivå:



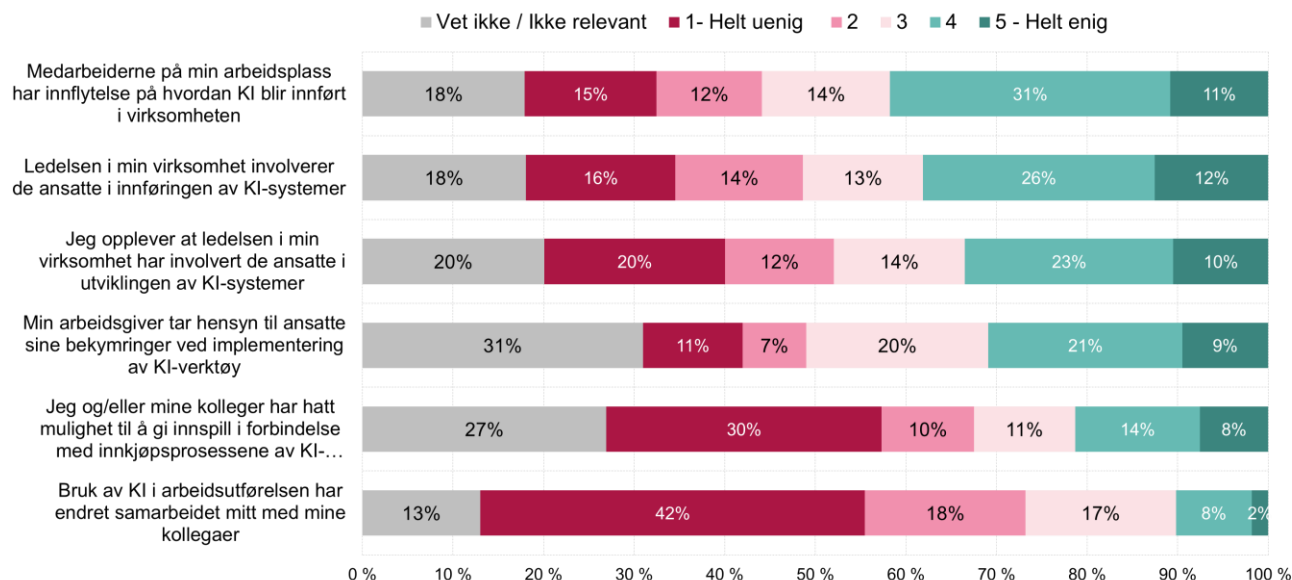
Figur 16: Hvilke kompetanser anses som viktig for å bruke KI på en fornuftig måte i egen arbeidssituasjon. Filter: Bruker KI selv/kolleger. Antall respondenter: 1185 (Kilde: Respons analyse).

Vi ser av figur 16 at kritisk tenking, kompetanse om hvordan KI kan brukes innenfor eget yrke/domene og evne til å kommunisere med KI systemer vurderes som de tre viktigste kompetansene av respondentene. Videre blir teknologiforståelse vurdert som viktig av 46 prosent, mens statiske og matematiske ferdigheter vurderes som viktige av henholdsvis 17 og 11 prosent. Vi synes det er interessant at disse ferdighetene blir ansett som viktige av et såpass lite antall, men at nær halvparten av respondentene vurderer teknologiforståelse som viktig. Disse funnene kan indikere at respondentene først og fremst forbinder begrepet teknologiforståelse som kunnskap om hvordan teknologien kan brukes i praksis og hva den er godt eller mindre egnet til – snarere enn som innsikt i de matematiske og statistiske metodene som ligger bak teknologien.

6.7 Involvering av tillitsvalgte og ansatte i teknologivalg og implementering av KI

En viktig del av undersøkelsen handlet om å finne ut hvorvidt ansatte er involvert i innkjøps-, utviklings- og implementeringsprosesser. Vi ønsket videre å undersøke om ansatte opplever at de har mulighet til å medvirke i utforming av KI-løsninger som tas i bruk i egen virksomhet. Figuren nedenfor viser en prosentfordeling (akkumulert) for påstander knyttet til disse temaene.

Hvor enig eller uenig er du i følgende påstander?



Figur 17: Prosentvis fordeling knyttet til påstander rundt medvirkning og involvering. Filter: Bruker KI selv/av kolleger/ansatt. Antall respondenter: 1146. (Kilde: Respons analyse).

Respondentene oppgir at medarbeidere ofte har hatt innflytelse når det gjelder innføring av KI i egen virksomhet (42 prosent er enig), og at ledelsen involverer ansatte i innføringsprosesser (38 prosent er enig). Her er det ikke signifikante forskjeller etter alder og kjønn, men det er flere i privat sektor (43 prosent) enn i offentlig sektor (34 prosent) som sier at ansatte involveres i innføringsprosesser av KI-systemer. Vi merker oss at relativt mange respondenter, 18 prosent, ikke vet om medarbeidere involveres i innføringsprosesser eller om de har innflytelse med tanke på hvordan KI blir innført.

Situasjonen er nokså annerledes når det gjelder hvorvidt medarbeidere i egen virksomhet har hatt mulighet til å gi innspill i innkjøpsprosessene av KI-systemer. Her svarer hele 40 prosent av respondentene at de ikke har hatt det, mens 21 prosent oppgir at de har hatt mulighet til å gi innspill. Hele 27 prosent oppgir at de ikke vet om medarbeidere i egen virksomhet har hatt mulighet til å gi innspill i forbindelse med innkjøpsprosesser. Andelen som rapporterer at de har hatt mulighet til å gi innspill i innkjøpsprosesser er høyere blant menn (25 prosent) enn blant kvinner (17 prosent) og sammenlignet med akkumulerte tallet. Videre ligger unge (27 prosent) og ansatte i privat sektor (29 prosent) noe høyere enn den samlede prosenten.

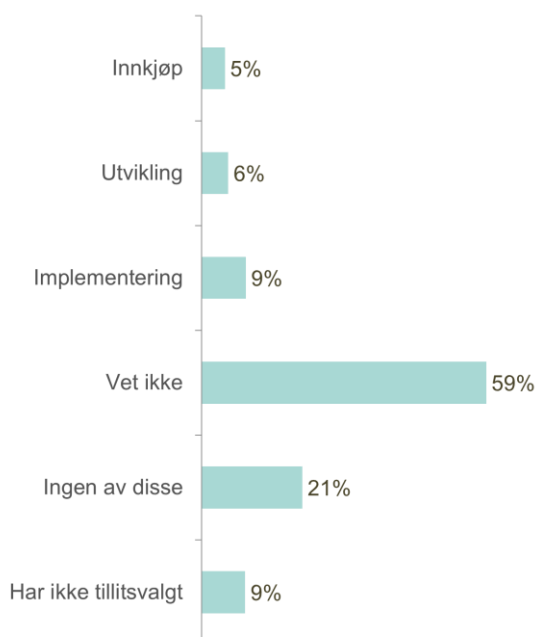
Når det gjelder ledelsesinitiert involvering av ansatte i utvikling av KI-systemer oppgir 33 prosent av respondentene at dette har vært tilfelle i egen virksomhet. Dette er mest utbredt blant unge (43 prosent) og ansatte i privat sektor (39 prosent). I deler av offentlig sektor var prosentandelen som stiller seg uenig i påstanden vesentlig høyere. For eksempel har hele 42 prosent av respondentene ansatt i

kommune/fylkeskommune svart at de mener ledelsen ikke involverer ansatte i utviklingen av KI-systemer, mens 22 prosent fra samme sektor mener ledelsen har involvert ansatte.

Tre av ti respondenter sier at arbeidsgiver tar hensyn til ansattes bekymringer når KI-verktøy implementeres i egen virksomhet. Vi kan merke oss at hele 31 prosent ikke vet om arbeidsgiver hensyntar ansattes bekymringer. Dette funnet kan være et uttrykk for manglende involvering eller utilstrekkelig kommunikasjon mellom ledernivå og ansatte, som i sin tur skaper usikkerhet blant medarbeiderne. Vi har ikke grunnlag for å hevde at ledere bevisst overser eller ignorerer ansattes bekymringer knyttet til KI. Videre opplever bare en av ti at KI har endret noe i samarbeidet de har med andre kolleger. Andelen som er enige i påstanden er imidlertid høyere blant dem som bruker KI flere ganger daglig – 33 prosent av disse mener KI har endret samarbeidet med kolleger.

Et siste interessant funn er at det er lav kjennskap til hvorvidt og i hvilke prosesser tillitsvalgte er involverte når det gjelder prosesser knyttet til KI i egen virksomhet. Vi ser av grafen nedenfor at hele seks av ti ikke vet om dette er tilfelle eller ikke. Det er flest som sier at tillitsvalgte er involvert i implementeringsprosesser. Dette funnet kan indikere at kommunikasjonen rundt prosesser knyttet til KI ut til ansatte er mangelfull, eller at tillitsvalgtes rolle er mindre synlige i forbindelse med slike prosesser.

Er tillitsvalgte involvert i følgende prosesser knyttet til KI og KI-bruk på din arbeidsplass?



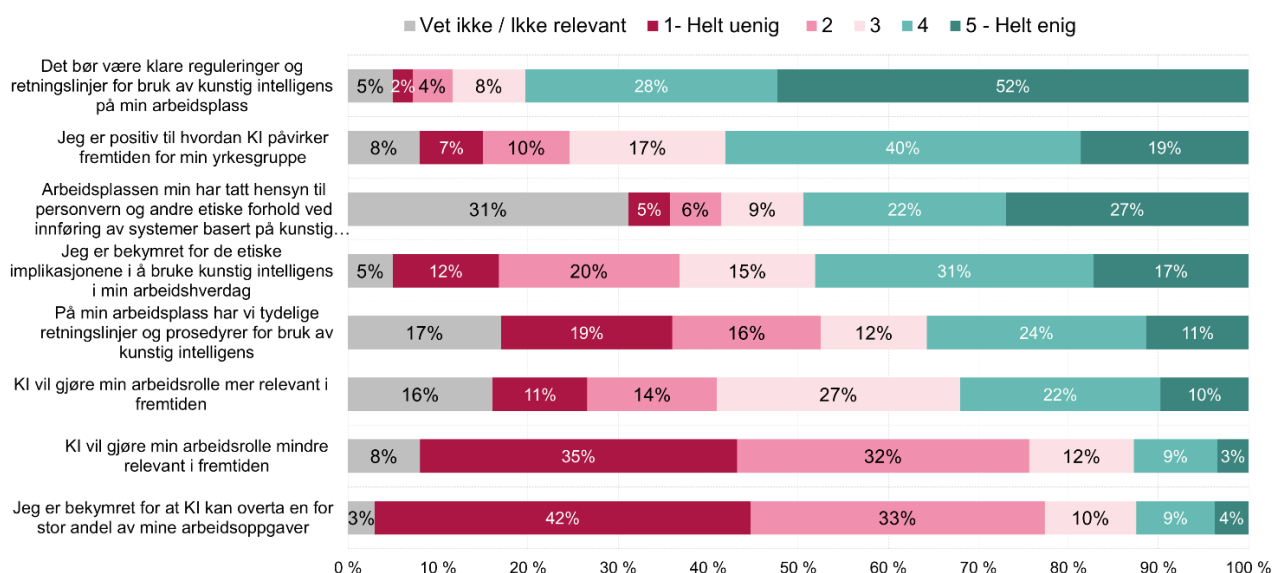
Figur 18: Involvering av tillitsvalgte knyttet til KI og KI-bruk. Filter: Bruker KI selv/av kolleger/ansatt. Antall respondenter: 1119 (Kilde: Respons analyse).

6.8 Holdninger til KI i egen arbeidssituasjon

De fleste av respondentene er positive til KI sin innvirkning på deres yrkesgruppe i fremtiden (seks av ti). Optimismen synes å være noe høyere blant ansatte i privat sektor, men det er forholdsvis små forskjeller mellom offentlig og privat. Andelen som er positive til KI innen eget yrke øker ser ut til å korrelere med inntektsnivå, fra 33 prosent blant de som tjener under 600 000 kr til nesten 70 prosent blant de som tjener over en million kroner. Hvorfor det er slik har vi ikke belegg for å svare på. Det er en interessant observasjon og korrelasjon, men vi skal være varsomme med å gjøre inntekt til en hovedforklaring på hvorfor enkelte er mer positive til KI enn andre, da en rekke underliggende faktorer kan påvirke dette.

I figur 19 ser vi prosentfordelingen på akkumulert nivå for flere relevante påstander. Vi går gjennom noen av de viktigste funnene knyttet til denne i de følgende.

Hvor enig eller uenig er du i følgende påstander?



Figur 19: Holdninger til KI – prosentvis fordeling fordelt etter påstand. Filter: Bruker KI selv/av kolleger/ansatt. Antall respondenter: 1185. (Kilde: Respons analyse).

Vi ser av figuren at 80 prosent av respondentene mener det bør være tydelige retningslinjer for bruk av KI på egen arbeidsplass (dette er særlig viktig for offentlige ansatte som ligger litt over 85 prosent). Vi merker oss videre at bare 36 prosent oppgir at retningslinjer for KI-bruk er på plass i egen virksomhet. Det ser altså ut til å være et relativt stort avvik mellom det respondentene ønsker og hva som er praksis på egen arbeidsplass. Flere i privat sektor (39 prosent) enn i offentlig sektor (34 prosent) har regler for KI-bruk. Innen offentlig sektor er det riktignok store variasjoner – i staten har 43 prosent klare retningslinjer, mot 26 prosent i kommuner og fylkeskommuner og 25 prosent i helseforetak.

Om lag halvparten (48 prosent) av respondentene bekymrer seg for de etiske konsekvensene av KI i arbeidshverdagen, mens 32 prosent ikke deler denne bekymringen. Bekymringer knyttet til etiske implikasjoner og KI i arbeidssammenheng er mer utbredt i offentlig sektor (57 prosent) enn i privat sektor (39 prosent). Halvparten mener arbeidsplassen har ivarettatt etikk og personvern ved innføring av KI, mens ca. 11

prosent er uenige. Vi ser her at hele 31 prosent av respondentene er usikre, noe som kanskje kan skyldes manglende involvering, kommunikasjon eller bevissthet rundt etiske betraktninger i forbindelse med utvikling og implementering av KI. Det er ingen signifikant forskjell mellom privat og offentlig sektor, men i statlig sektor er 57 prosent enige i at etiske hensyn er ivarettatt, mens andelen er lavere i kommuner og fylkeskommuner (38 prosent).

Et mindretall (13 prosent) frykter at KI vil gjøre deres arbeidsrolle mindre relevant i fremtiden, mens 67 prosent er uenige i dette. Blant dem som bruker KI flere ganger daglig, er andelen riktignok høyere (26 prosent). Personer med bakgrunn fra økonomi og administrasjon skiller seg noe ut ifra andre fagbakgrunner og mener KI kan redusere relevansen av deres rolle, men også her er tallet relativt lavt (21 prosent). Vi ser videre at bare 12 prosent er bekymret for at KI skal ta over en stor andel av deres arbeidsoppgaver. Bekymringen er høyere blant dem med lavere inntekt – 26 prosent av dem som tjener under 600 000 kr er enige, mot kun 8 prosent av dem som tjener over en million kroner.

6.9 Analyse av sammenhenger

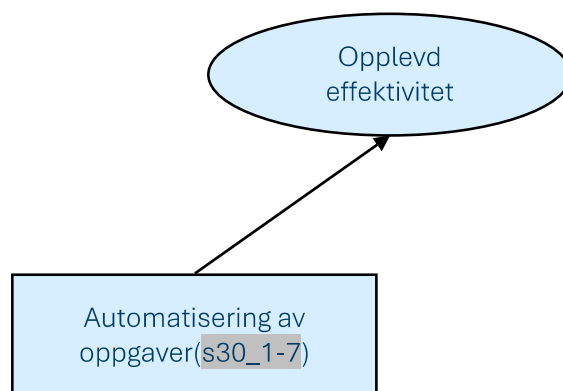
Undersøkelsen forsøker i sum å måle konsepter som av natur er vanskelig å observere/måle direkte, som for eksempel kompetanse og holdninger. Vi har brukt flere statistiske metoder for å utforske og teste komplekse sammenhenger mellom både observerte og ikke-observerte begreper (som kompetanse og holdninger).

Faktoranalyse lar oss redusere relaterte spørsmål til samlende «faktorer» som både beskriver og lar oss validere i hvilken grad begrepene (statistisk) gir mening. Stianalyse (ofte også kalt strukturmodellering) gir oss en mulighet til å sette slike latente (skjulte) faktorer i sammenheng og gjøre en regresjonsanalyse på hvordan disse ulike faktorene samvarierer – og lar oss direkte estimere effekten av disse ulike sammenhengene. Vi kan altså undersøke hvordan ulike faktorer samlet sett påvirker et utfall, og hvorvidt noen av effektene går via mellomliggende (medierende) variabler. Dette gir bedre innsikt i de underliggende mekanismene bak observerte sammenhenger enn enklere analyser som kun ser på to variabler av gangen.

Opplevd effektivitet

Vi har sett på spørsmålene som handler om «I hvilken grad opplever du at kunstig intelligens har ...»

- Frigjort tid til mer givende arbeidsoppgaver
- Frigjort tid til mer komplekse arbeidsoppgaver
- Forbedret din arbeidsflyt
- Gjort deg mer produktiv
- Løst enkelte arbeidsoppgaver bedre enn du selv kunne gjort
- Gjort deg mer effektiv
- Gjort deg flinkere i jobben din

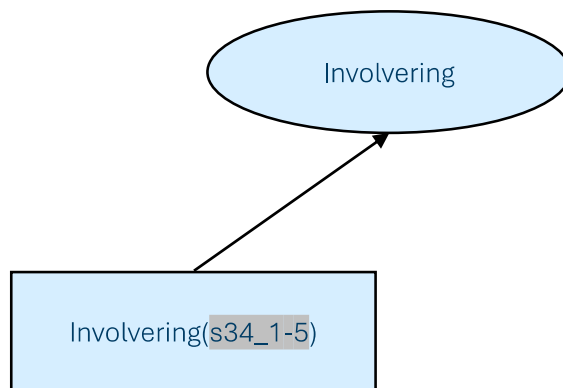


Vi finner at samtykke på samtlige av disse spørsmålene er uttrykk for at bruk av KI gjør at (jeg) opplever effektivitet. I tillegg kan man legge inn spørsmålet «Hvor uenig eller enig er du i følgende påstand? Jeg opplever at KI fungerer som et effektivt støtteverktøy i arbeidsutførelsen». Statistisk er dette et valid begrep, operasjonalisert med en *comparative fit index* (CFI) som gir et mål på hvor godt svarene her samvarierer slik at de kan antas i sum å representere en felles faktor. CFI varierer fra 0 til 1 (hvor 1 er perfekt), og verdier over 0,95 regnes som en statistisk bekreftelse på at dette representerer en faktor. Eksemplet vårt med Opplevd effektivitet (basert på de opplistede spørsmålene) gir en CFI på 0,961.

Involvering

Vi har spørsmål som går på:

- Jeg og/eller mine kolleger har hatt mulighet til å gi innspill i forbindelse med innkjøpsprosessene av KI-verktøyene som brukes i min jobb
- Jeg opplever at ledelsen i min virksomhet har involvert de ansatte i utviklingen av KI-systemer
- Ledelsen i min virksomhet involverer de ansatte i innføringen av KI-systemer
- Medarbeiderne på min arbeidsplass har innflytelse på hvordan KI blir innført i virksomheten
- Min arbeidsgiver tar hensyn til ansatte sine bekymringer ved implementering av KI-verktøy



Disse spørsmålene, samlet sett, virker å beskrive en faktor vi kan kalle involvering (CFI på 0,99).

Dersom man kombinerer representativ medvirkning (som en indirekte form for involvering):

- Er tillitsvalgte involvert i følgende prosesser knyttet til KI og KI-bruk på din arbeidsplass? Innkjøp
- Er tillitsvalgte involvert i følgende prosesser knyttet til KI og KI-bruk på din arbeidsplass? Utvikling
- Er tillitsvalgte involvert i følgende prosesser knyttet til KI og KI-bruk på din arbeidsplass? Implementering

Så gir dette samlet en mye dårligere CFI ($\approx 0,5$), som indikerer at dette ikke nødvendigvis henger sammen – selv om teori kunne tilsi at direkte involvering og representativ medvirkning *kan* representere det store medvirkningsbegrepet (antall svar på disse er lavere enn undersøkelsen for øvrig, som også er en medvirkende faktor).

Involvering på tvers av sektor

Hvis vi så ser i hvilken grad dette varierer på sektor, så er det ikke store forskjeller langs hvilken sektor det er snakk om (her er Oslo kommune og helseforetakene holdt utenfor på grunn av få antall svar). Kommunene har *sterkest* grad av involvering (faktorlast 0,91), etterfulgt av privat sektor (0,84) og så stat (0,81).

Medvirkning av tillitsvalgte på tvers av tariffområder?

Når vi tester spørsmålene «Tillitsvalgte involvert i Innkjøp/Utvikling/Implementering av KI og KI-bruk», er det overordnede funnet at det generelt sett er lav grad av involvering av tillitsvalgte. 20 prosent av respondentene svarer positivt på én av disse tre områdene (i snitt), og det er ingen statistisk signifikante skiller langs sektorene (privat, stat, kommune og helseforetak). Dermed kan vi *ikke* fastslå at det er noen forskjeller langs sektor i hvilken grad de tillitsvalgte blir involvert.

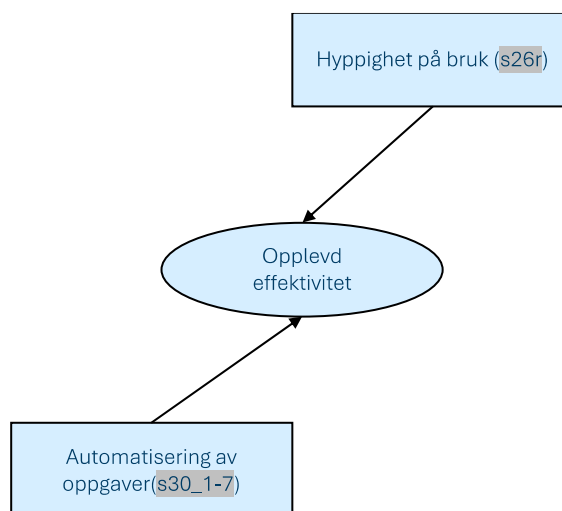
Ikke uventet, er det dog slik at de som svarer positivt på én av de tre alternativene – altså innkjøp, utvikling eller implementering – har (statistisk signifikant) høyere sannsynlighet for å svare positivt på de to andre. Dette kan tolkes som at dersom tillitsvalgte først er involvert, er det også god sjanse for at de er involvert i alle faser, fra innkjøp og valg knyttet til teknologi, til utvikling og implementering (bruk). Men analysene av dataene fra denne undersøkelsen viser altså at involvering av tillitsvalgte heller er unntaket enn regelen, og indikerer at det er et stort forbedringspotensial.

I disse analysene er de som har krysset av for «Selvstendig næringsdrivende» blitt ekskludert.

Strukturelle sammenhenger

Styrken til disse metodene er at man kan sette disse latente faktorene («opplevd effektivitet») i sammenheng med direkte observerte (hyppighet på bruk). Så hvis vi også skulle inkludere en hypotese om at «hyppighet på bruk» bidrar til å øke opplevd effektivitet så ville figuren sett ut som til høyre.

Vi har allerede etablert at spørsmålene rundt automatisering av oppgaver samlet virker å beskrive et felles konstrukt som vi kaller «Opplevd effektivitet». Satt i sammenheng med svarene på «Hyppighet på bruk» som en variabel, så viser dette at de som bruker det ofte rapporterer høyere effektivitet (kovarians = 0,4 og $p < 0,001$). Residual variansen for indikatorene er lave, som også er et tegn på at modellen forklarer varians i indikatorene godt. *Dette bekrefter en hypotese som at de som bruker KI også er de som opplever mest effektivitet – intuitivt nok.*



Videre så kan man også se en sterk statistisk signifikant sammenheng mellom «hvem som betaler» og hyppigheten på bruk. Sammenhengen her er at der hvor man betaler selv er det også høyest grad av bruk, tett etterfulgt av arbeidsgiver (ikke statistisk signifikant forskjell på disse to gruppene, men de er begge signifikant forskjellig fra de som benytter gratisversjoner). Denne underliggende effekten er vesentlig når det gjelder hvordan ulike sektorer opplever KI som effektivt, nettopp fordi det også er forskjeller på hvem som har tilgang til betalte løsninger.

Denne effekten er ikke helt konsistent på tvers av sektor, men effekten at «egenbetaling» driver bruk er altså den sterkeste, mens effekten av arbeidsgiverbetaling ikke er like sterk. Det som skiller seg ut er helseforetakene, hvor bruk jevnt over er mye lavere generelt og effekten av betaling nærmest faller bort.

Overordnet er det ca. 60 prosent odds for at arbeidsgiver betaler for de som responderer «privat sektor», og noe lavere for statlig sektor (men det er ikke signifikant forskjell på disse to). Dette skiller seg fra kommunene og helseforetakene hvor det er *mye* mindre sannsynlig at arbeidsgiver betaler (denne forskjellen er signifikant).

Hva bruker de ulike sektorene KI til?

Hvis vi tar utgangspunkt i privat sektors KI-bruk, så er de største statistiske forskjellene opp imot andre sektorer at:

- Helseforetakene, som jevnt over bruker *lite* KI, har 5 ganger så stor sannsynlighet for å bruke KI til bildegjenkjenning (og 2 ganger så stor til bildebehandling) som privat sektor.
- Statlig sektor har 60 prosent mer sannsynlighet for å bruke KI til generering og forbedring av skriftspråk enn privat sektor.
- Kommunal sektor har 40 prosent lavere sannsynlighet for å bruke KI til generering og forbedring av skriftspråk enn privat sektor.
- Kommunal sektor har 80 prosent mer sannsynlighet for å bruke KI til planlegging og/eller prediktivt vedlikehold enn privat sektor.
- Kommunal sektor har samtidig 50 prosent lavere sannsynlighet for å bruke det til programmering enn privat sektor.

Slike funn må leses med en viss forsiktighet, da en del av dette følger naturlig med arbeidsoppgavene som utføres i de respektive sektorene. Billediagnostikk er for eksempel et område hvor KI har kommet kraftig til anvendelse, og også en kjerneoppgave for deler av helsevesenet. Tilsvarende har man mange eksempler på at personell- og turnus-planleggingsverktøy som baseres på KI tas i bruk og prøves ut i flere kommunale tjenester (skole, helse- og omsorg, mv.).

Det er sånn sett ikke mulig å fastslå at visse sektorer «henger etter», men at utrulling og bruk av spesifikke former for KI kanskje i større grad følger arbeidsoppgavene enn sektoren.

7 Avsluttende refleksjoner

Sammenstillingen av kunnskapen innhentet gjennom datainnsamlingen i denne studien, samt det vi vet fra tidligere forskning, gir en del svar på viktige problemstillinger og sannsynliggjør enkelte scenarioer, slik som de foregående kapitlene viser. Samtidig gir studien rom for utdypning og refleksjon rundt det man kan kalle grunnpilarene i norsk arbeidsliv på den ene siden, og det man kanskje kan kalle myter eller vedtatte sannheter knyttet til integreringen av KI i arbeid på den andre siden. Hva er mulighetsrommet på litt lengre sikt når norsk arbeidsliv og norske kunnskapsarbeidere møter KI i økende grad? Hvordan vil KI kunne påvirke arbeidsutførelsen og oppgavesammensetningen til kunnskapsarbeidere? Hvordan legge til rette for fornuftig bruk av KI som tar utfordringene som teknologien bringer med seg på alvor? Dette er viktige spørsmål vi har forsøkt å besvare gjennom arbeidet som har ledet til denne rapporten.

I de neste delkapitlene presenterer vi en syntese av de viktigste funnene fra vårt datamateriale, som inkluderer kvalitative intervjuer, kvantitative data fra panelundersøkelsen og innsikter fra relevant litteratur. Målet er å løfte frem og diskutere sentrale temaer og mønstre som har trådt frem på tvers av metodene. Vi forsøker å sette funnene inn i en større sammenheng og drøfte hva de kan bety for kunnskapsarbeidere og for utviklingen av KI i norsk arbeidsliv. Slik ønsker vi å bidra til en helhetlig forståelse av hvilke muligheter og utfordringer KI kan lede til for kunnskapsarbeidssektoren, og til refleksjon rundt hvordan denne teknologien kan innføres i tråd med prinsippene i den norske modellen.

7.1 Utbredelse og bruk av kunstig intelligens blant norske kunnskapsarbeidere

Funnene fra spørreundersøkelsen viser at en relativt stor andel norske kunnskapsarbeidere tar i bruk KI i sin arbeidshverdag – 81 prosent av Akademikernes medlemmer jobber på steder hvor KI brukes (tall fra panelundersøkelsen). Dette underbygges også av tall fra Statistisk sentralbyrå og flere andre studier som vist i kapittel 4, samt de kvalitative intervjuene i vår studie. Vi ser videre at forskjellige former for KI brukes mer i enkelte sektorer enn andre, og mener mye av forklaringen ligger i hvilke arbeidsoppgaver som utføres i de ulike sektorene. For eksempel viser funnene at respondenter som jobber i helseforetak har fem ganger så stor sannsynlighet for å bruke KI til bildegjenkjenning sammenlignet med respondenter fra privat sektor. Dette kan trolig forklares med at KI-basert bildediagnostikk har blitt en relativt moden teknologi som har blitt tatt i bruk i temmelig stor skala, og at diagnostisering fra «bilder» er en viktig arbeidsoppgave for deler av helsevesenet. Vi vil argumentere for at slike funn indikerer at hvilken type KI som brukes i større grad avhenger av arbeidsoppgavene som utføres enn av sektor og bransje, en tolkning som kanskje ikke er veldig oppsiktsvekkende. Samtidig har vi unntak, for eksempel i form av generativ KI og store språkmodeller, som i større grad er sektorovergripende, gitt at denne formen for KI kan betraktes som «flerbruks-KI» og dermed brukes i mange ulike kontekster.

Panelundersøkelsen viser at menn i noe større grad enn kvinner oppgir at de bruker KI i arbeidshverdagen, men forskjellen er relativt liten. Vi har ikke forsøkt å undersøke årsakene til denne forskjellen på en systematisk måte. Men en faktor som kan spille inn er at menn oftere har utdanninger fra tekniske, ingeniørfaglige, naturvitenskapelige og matematiske fagområder (for eksempel sivilingeniørutdanning) enn kvinner. Vi har riktignok sett en økning av andel kvinner innen mange av disse utdanningsområdene de seneste årene. Slike utdanninger har ofte en nærhet mot «teknologi» og KI, både gjennom det faglige innholdet som ofte berører deler av det matematiske metodegrunnlaget som KI bygges på, og ikke minst som verktøy for eksempel i forbindelse med dataanalyse eller annen oppgaveløsning. Slike erfaringer fra studietiden tar mange med seg videre ut i arbeidslivet. En annen faktor som trolig har innvirkning for forskjellen mellom menn og

kvinner når det kommer til KI-bruk i denne undersøkelsen, er at flere kvinner jobber i offentlig sektor enn menn, der bruk av KI er noe lavere sammenlignet med privat sektor. Samtidig er det flere menn med *teknologirelaterte* utdanninger som jobber i privat sektor.

Det er ingenting som tilsier at kvinner har mindre forutsetninger enn menn for å utnytte KI som verktøy i arbeidshverdagen. Vi tror forskjeller i sektorfordeling (arbeidsoppgavene) og utdanningsbakgrunn kan ha noe å si for at det blir en liten forskjell mellom menn og kvinner når det kommer til KI-bruk. Videre tror vi disse små kjønnsforskjellene vil kunne jevnes ut over tid, ettersom teknologien i økende grad integreres i de fleste yrker og sektorer, og får en tydeligere plass i utdanninger der KI tradisjonelt verken har vært del av pensum eller har blitt brukt som verktøy i forbindelse med oppgaveløsning.

Panelundersøkelsen viser at unge arbeidstakere bruker KI noe mer enn eldre i arbeidshverdagen, og at de samtidig er noe mer positive til teknologien (forskjellene er riktignok ikke store). Slike forskjeller kan ha flere forklaringer. En mulig forklaring ligger i at yngre arbeidstakere i større grad utfører mer rutinepregede oppgaver som er særlig egnet for støtte eller automatisering med KI-verktøy. Eldre arbeidstakere, som gjerne har mer erfaring og høyere stillinger, utfører ofte oppgaver som i større grad krever faglig skjønn, beslutningsmyndighet, kontekstforståelse og interaksjon med mennesker – oppgaver som det ofte er vanskelig å bruke KI til fra et teknisk perspektiv, og som mange med gode grunner kanskje er mer kritiske til å overlate til teknologi i utgangspunktet. Det kan i mange sammenhenger være fornuftig å være både avventede og kritiske når det gjelder å ta i bruk ny teknologi innenfor kunnskapsarbeid. Vårt inntrykk fra intervjuene er dessuten at mange eldre kunnskapsarbeidere både er interesserte og positive til KI og annen digital teknologi, og vi mener generelt det er feil å karakterisere eldre kunnskapsarbeidere som teknologipessimister.

En annen forklaring på den lille forskjellen i bruk når det gjelder alder, som man heller ikke skal undervurdere, er den voldsomme eksponeringen KI har hatt de siste årene via sosiale medier, populærkultur og diverse nyhetsmedier. KI, og særlig store språkmodeller som ChatGPT, har i løpet av kort tid blitt en allmenn forbrukerteknologi. Yngre generasjoner, som samlet sett tilbringer mye tid på digitale plattformer der KI har blitt presentert og diskutert særdeles mye den siste tiden, kan ha blitt tidligere og hyppigere eksponert for teknologien. Dette kan i seg selv ha bidratt til økt nysgjerrighet og en lavere terskel for å ta den i bruk. «Hypen» rundt KI – både som innovasjon og fremtidsvisjon – kan med andre ord ha fungert som en uformell og indirekte rekrutteringsarena for mange unge brukere. Dette har overhodet ikke bare positive sider. Det kan blant annet lede til en ukritisk holdning og overdreven tro på teknologiens egenskaper. Det finnes dessuten en rekke eksempler med oppstartsselskaper hvor KI har blitt bruk mer som et markedsføringsgrep enn som en reell teknologi til å løse konkrete problemer. Det finnes virksomheter som knapt har et fungerende produkt, men som tiltrekker seg oppmerksomhet og kapital fordi de fremstår som «KI-drevne», og da kanskje særlige fra unge mennesker via sosiale medier. Dette illustrerer en av skyggesidene ved KI-bølgen, altså at begrepet KI kan fungere som et *buzzword* som utnyttes for å fremme investeringsvilje, uten at det nødvendigvis er substans bak ideene.

Bruk av KI er i stor grad preget av å være i en eksperimentell fase, der teknologien prøves ut i ulike former og med ulik grad av struktur. For mange handler det fortsatt om å utforske muligheter og anvendelser, og det varierer i hvor stor grad virksomheten og ledere har definert klare mål for hva man ønsker å oppnå. Dette gjelder særlig for generativ KI og store språkmodeller, som av mange oppfattes som såkalte «general purpose tools» – teknologier med bred anvendelse og lav grad av forhåndsdefinerte bruksområder. For mer

spesialiserte KI-verktøy er derimot forventningene til gevinster og nytte ofte tydeligere formulert, og forankret i konkrete beslutninger, avtaler med teknologileverandører eller gjennomførte proof-of-concept-prosjekter.

Når det gjelder hvilke typer KI som anvendes av et stort antall kunnskapsarbeidere, ser vi at nettopp generativ KI og særlig store språkmodeller peker seg ut. Dette kommer tydelig frem i spørreundersøkelsen gjennom hvilke bruksområder som er mest vanlige blant respondentene, og dette inntrykket forsterkes ytterligere ut ifra informasjonen vi fikk via intervjuene. Dette er trolig et uttrykk for at generativ KI og språkmodeller som ChatGPT og Microsoft Copilot har blitt allmenn forbrukerteknologi. Chatbaserte brukergrensesnitt gjør det mulig for brukere uten dyp kunnskap om verken det matematiske metodegrunnlaget eller programmering å benytte slike KI-verktøy (til forskjell fra eldre KI-verktøy). Informantene beskriver disse verktøyene som fleksible og lett tilgjengelige, og de brukes i alt fra juridisk arbeid og offentlig saksbehandling til konsulentvirksomhet, bank og programvareutvikling. Mange opplever at språkmodellene kan fungere som en «sparringspartner» i arbeidet, og at de bidrar til økt effektivitet og produktivitet – forutsatt at de brukes med kritisk bevissthet og profesjonelt skjønn. Samtidig indikerer funnene at det er relativt få som foreløpig har dokumentert nytteverdi eller effektiviseringsgevinster mer detaljert og gjennom kvantitative beregninger, analyser og kontrollerte forsøk. Det synes likevel å være bred enighet om at generativ KI og store språkmodeller har stort potensial innen flere domener, men nøyaktig hvor store økonomiske gevinster man kan oppnå er fortsatt et ubesvart spørsmål i mange kontekster.

Selv om spørreundersøkelsen i vår studie viser at utbredelsen av KI er noe lavere i offentlig sektor enn i privat sektor, indikerer informasjonen vi fikk i intervjuene at bildet er sammensatt. Intervjudataene tegner et bilde av at det er betydelige variasjoner i offentlig sektor. Flere statlige og kommunale virksomheter har kommet langt i både utvikling, implementering og bruk av KI-løsninger. Vi har fått høre om tilfeller der KI er godt integrert i virksomhetens kjerneprosesser – fra beslutningsstøtte og automatisering av rutineoppgaver til KI-drevet tjenesteutvikling. Enkelte kommunale virksomheter har for eksempel eksperimentert med egenutviklede RAG-løsninger i informasjonssøk, saksbehandling og brukerrettet kommunikasjon, mens flere statlige virksomheter har etablert egne KI-miljøer og samarbeider med teknologileverandører for å utvikle skreddersydde løsninger til en rekke ulike formål. Slike eksempler er en indikasjon på at det finnes sterke kompetansemiljøer og en tydelig vilje til å ta i bruk KI-løsninger også i offentlig sektor.

At surveydataene viser noe lavere utbredelse av KI i offentlig sektor sammenlignet med privat sektor, skyldes trolig flere sammensatte faktorer. Deler av offentlig sektor er underlagt et strengt regelverk når det gjelder innføring og bruk av nye digitale verktøy – herunder KI-løsninger. Dette gjelder særlig krav knyttet til informasjonssikkerhet, personvern (GDPR), arkivplikt og innsyn. For eksempel må systemer som benyttes i offentlig saksbehandling ofte integreres med lovpålagte arkivsystemer og dokumentasjonsrutiner. Slike strukturelle og regulatoriske rammer kan medføre at det er mer krevende å integrere KI-verktøy i den daglige driften sammenlignet med deler av privat sektor. Et strengt regelverk kan dessuten gjøre det mer krevende for enkeltpersoner i offentlig sektor å eksperimentere med og ta i bruk KI-verktøy som del av sitt daglige arbeid. I privat sektor kan nok flere virksomheter ha større frihet til å velge digitale verktøy som ikke nødvendigvis er fullintegrerte i sentrale IT-systemer, så lenge de oppleves som nyttige og effektive.

Samtidig må vi understreke at også mange aktører i privat sektor møter på utfordringer når det gjelder regelverk og sikkerhetsprosedyrer. Det er en vanlig misforståelse at private virksomheter står helt fritt til å eksperimentere med teknologi uten begrensninger. I praksis må også disse forholde seg til en rekke reguleringer, blant annet knyttet til personvern (GDPR), datasikkerhet og etter hvert kravene som følger av

EUs KI-forordning. Særlig for bedrifter som bruker KI i produkter eller tjenester rettet mot forbrukere, eller i beslutningsprosesser som påvirker enkeltpersoner, vil krav til transparens, forklarbarhet og risikovurdering være høyst relevante. Dette innebærer at også private aktører må balansere innovasjon med ansvarlig bruk og etterlevelse av regelverk.

Det kan argumenteres for at de regulatoriske kravene kan virke bremsende for innovasjon og teknologiadopsjon på tvers av sektorene. Men regulering har samtidig en svært viktig funksjon. Offentlig sektor håndterer ofte sensitive personopplysninger og fattar vedtak som får direkte konsekvenser for borgerne. Dette tilsier at regulering ofte er fornuftig og at det gjerne er reelle behov for høye krav til dokumentasjon, forklarbarhet og ansvar. Fra et teknisk ståsted så vet vi dessuten at mange KI-løsninger har en feilmargin – blant annet kan språkmodeller hallusinere og dikte opp ting. Målsettingen bør derfor være å finne en balanse mellom nødvendige reguleringer og innovasjon og forbedring. Det bør være rom for å utforske og ta i bruk ny teknologi som kan forbedre tjenester og effektivisere arbeidsprosesser, og samtidig ha regelverk som sikrer forsvarlig bruk. Vi mener en slik balansert tilnærming er mulig og viktig i møte med KI, da teknologien utfordrer og utvider rammene for hva som er mulig i kunnskapsarbeid på tvers av sektorer.

Forskjellene mellom sektorene når det gjelder KI-utbredelse kan også påvirkes av at man har ulike drivere for effektivisering. I privat sektor er ofte konkurranseevne, markedsdynamikk og lønnsomhet sterke insentiver for å ta i bruk ny teknologi raskt. Evnen til å kutte kostnader, øke produktivitet og skape differensierte tjenester eller produkter gir klare økonomiske gevinster, og det kan dermed være større vilje til å eksperimentere og ta risiko i teknologiutvikling og implementering for å få til dette. Innovasjon betraktes i mange sammenhenger som en nødvendighet for å overleve. I offentlig sektor er innovasjon og gevinstrealisering ofte like viktig, men den kan i en del tilfeller styres av andre mekanismer. Her skjer innovasjon og forbedringsarbeid gjerne som et ledd i sektorpolitikk, budsjettprosesser, lovverk og forvaltningslogikker som legger føringer for hva som er mulig – og ikke minst hva som anses som forsvarlig. Offentlige virksomheter forvalter fellesskapets ressurser og må balansere hensyn til rettssikkerhet, åpenhet, likebehandling og personvern. Dette kan føre til at innovasjon i større grad må skje innenfor strammere rammer, og at «forsiktighetsprinsippet» i mange tilfeller står sterkere enn i det private. Resultatet er ikke nødvendigvis lavere ambisjoner eller en mindre innovativ holdning, men heller at innovasjonsløpene ofte tar lengre tid og krever bredere forankring.

Forskjellene beskrevet ovenfor betyr imidlertid ikke at aktører i offentlig sektor nødvendigvis er mindre innovative. I flere tilfeller kan vi se at offentlige virksomheter som har forankret KI-arbeidet i sine strategier og samfunnsoppdrag, er blant de mest fremoverlente og eksperimentelle – men de gjør det ofte på andre premisser enn private virksomheter. Der hvor deler av privat sektor kan handle raskt basert på kommersielle vurderinger, må offentlig sektor ofte navigere i et mer komplekst landskap av lover, rettigheter og politiske føringer (som poengtert tidligere, så må naturligvis også privat næringsliv forholde seg til regelverk). Dermed kan forskjellene i innovasjonstakt og teknologiadopsjon i en del sammenhenger handle om systembetingelser og styringslogikker. Det kan dessuten argumenteres for at den mer forsiktige tilnærmingen i deler av offentlig sektor i en del sammenhenger er riktig og viktig, da den kan bidra til en mer ansvarlig, bærekraftig og etisk bruk av KI.

Vi ønsker ikke å gi inntrykk av at offentlig sektor er preget av variasjon, mens privat sektor utelukkende består av fremoverlente aktører med lang erfaring i bruk av KI. Sannheten er at det også finnes betydelige forskjeller mellom private virksomheter (sektorer) når det gjelder modenhet og erfaring med utvikling og bruk av KI og annen digital teknologi. Enkelte aktører – for eksempel i industrien og innen programvareutvikling – har lang

erfaring med å utvikle og ta i bruk KI, maskinlæring og automatiseringsløsninger. Mange av virksomhetene i disse bransjene har ofte etablert strukturer, rutiner og kompetansemiljøer som legger til rette for teknologisk utvikling, utprøving og implementering. Andre bransjer, som for eksempel advokatfirmaer og deler av tjenesteytende sektor, har mindre erfaring med bruk av KI og maskinlæring. Dette kan innebære at disse virksomhetene (og bransjene) kan få en brattere læringskurve og flere organisatoriske og faglige utfordringer dersom KI tas i bruk.

Våre funn indikerer at organisasjonsstørrelse og ledelsesforankring spiller en avgjørende rolle når det gjelder teknologisatsing (dette gjelder både i offentlig og privat sektor). Flere av de virksomhetene som ligger langt fremme er store organisasjoner med egne utviklarmiljø og avdelinger eller team med ansvar for digitaliseringsprosesser. I tillegg trekker mange informanter frem betydningen av teknologiinteresse og engasjement hos ledere som en nøkkelfaktor. Der hvor ledere har et oppriktig engasjement for teknologi og evner å se hvordan KI kan brukes som et verktøy for å støtte organisasjonens kjerneoppdrag, er det tydelig at prosjektene preges av større fremdrift, høyere grad av bruker- og medarbeiderinvolvering, og en mer helhetlig og gjennomtenkt tilnærming. Det er videre interessant at ledelsesforankring ser ut til å fungere som en slags katalysator for tverrfaglig samarbeid. Flere steder der KI-arbeidet drives frem av engasjerte ledere, ser vi at det samtidig legges til rette for samhandling mellom fagpersoner, teknologer, tillitsvalgte og brukere. Dette øker sannsynligheten for at løsningene som utvikles faktisk treffer reelle behov i organisasjonen, og at de får nødvendig legitimitet og tillit blant ansatte.

Vi har gjennom intervjuene fått høre om at enkelte virksomheter har en tilbakeholden holdning hvor de venter på at teknologien skal bli mer moden eller at det har blitt demonstrert tydelige gevinster hos aktører i samme bransje. Dette er kanskje særlig utbredt i små og mellomstore bedrifter med begrensede ressurser til rådighet, men det kan være tilfelle i større virksomheter også, på tvers av sektorer. Man kan argumentere for at det ofte er rasjonelt å vente med å investere i KI og andre digitale teknologier. Faktorer som legitimerer en avventende holdning er blant annet usikkerhet knyttet til teknologiens modenhet, mangel på tilgjengelig kompetanse, begrensede økonomiske ressurser, og manglende avklaring om regulatoriske krav som følger av eksempelvis KI-forordningen eller GDPR. I tillegg vil mange virksomheter ønske å se an hvordan andre aktører i samme bransje lykkes før de selv setter i gang – en såkalt «fast follower-strategi». Videre kan det være fornuftig å gjøre grundige vurderinger før man går i gang, særlig for å sikre at KI-investeringene er tilpasset virksomhetens behov, verdier og forretningsmål.

Samtidig kan en slik «vent og se-holdning» også ha negative konsekvenser. Ved å ikke utforske eller eksperimentere med KI risikerer man å gå glipp av betydelige forbedringsmuligheter som for eksempel effektivisering av arbeidsprosesser, bedre beslutningsstøtte og høyere tjenestekvalitet. Særlig i kunnskapsintensive sektorer der utviklingen ofte kan gå raskt, kan det være risikabelt å havne bakpå. De virksomhetene som er tidlige ute med å eksperimentere og bruke KI aktivt til å forbedre arbeidsprosesser, utvikle tjenester eller få realisert andre forbedringer, kan etter hvert få et konkurransefortrinn det er krevende å ta igjen. Flere informanter i vårt datamateriale trekker dessuten frem at det å vente for lenge kan føre til at man mister både organisatorisk læring og intern kompetansebygging. For å lykkes med KI over tid er det dessuten ikke nok å kjøpe teknologi – man må også utvikle forståelse for hvordan teknologien kan integreres i organisasjonen, hva slags data som trengs, hvilke arbeidsprosesser som må tilpasses og hvilken kompetanse som må styrkes. Alt dette tar tid og krever en gradvis modning og oppbygging, noe man ikke kan oppnå uten å sette i gang prosesser internt.

Å jobbe med KI innebærer derfor en form for strategisk balansekunst: Det er fornuftig å unngå overilte investeringer i umoden teknologi, men det kan medføre risiko å bli for avventende. Et godt alternativ for mange virksomheter kan være å starte med små, avgrensede eksperimenter eller pilotprosjekter, der man tester ut KI-teknologi i kontrollerte omgivelser, bygger kompetanse, og utvikler interne retningslinjer for ansvarlig bruk. På denne måten kan man bygge kunnskap og handlingsrom, uten å forplikte seg til store investeringer for tidlig. Slike testarenaer og pilotprosjekter har naturligvis også en kostnad, men de kan designes på måter som gjør at man unngår veldig store økonomiske beløp. Videre så kan virksomheter klare å utnytte potensialet i KI gjennom partnerskap, tilgang til åpne innovasjonsarenaer eller ved å samarbeide med eksterne miljøer som forskningsinstitutter, teknologileverandører og klynge-initiativ. Aktører som danner slike allianser kan oppnå en betydelig læringseffekt, og få mulighet til å eksperimentere smart og bygge digital kompetanse stegvis.

Utbredelsen av KI varierer mellom bransjer og sektorer, og noe av denne variasjonen skyldes også tekniske utfordringer og tilgang på data. For at KI-løsninger skal fungere effektivt, kreves det som regel store mengder relevante data – ofte på et spesifikt språk, innen en bestemt kontekst og i et format som er egnet for maskinlæring. I for eksempel advokatbransjen i Norge er det en utfordring at det finnes begrensede mengder maskinlesbare data fra norsk rettspraksis. Dette kan gjøre det vanskeligere å utvikle KI-verktøy som gir reell verdi for norske advokater sammenlignet med i USA og England, hvor man har mer data – for eksempel rettsavgjørelser og annet relevant materiell som kan inngå i treningsdataene, og som i tillegg er på engelsk. Tilsvarende utfordringer finnes i andre sektorer med språklige eller kontekstuelle særtrekk. Dermed er det ikke bare organisatoriske og regulatoriske forhold som kan ha innvirkning for KI-utbredelse. Mangel på data og andre tekniske utfordringer spiller også en viktig rolle.

7.2 Opplevd nytteverdi og gevinster fra KI

Å tallfeste forventede produktivitetssøkninger fra KI, både på mikro- og makronivå, er som vi har vist tidligere i rapporten en krevende oppgave. I forbindelse med dette prosjektet har vi ikke forsøkt å beregne produktivetsgevinster. Ambisjonen har i stedet vært å få en dypere forståelse av hvilke typer nytteverdi kunnskapsarbeidere selv opplever at KI-løsninger gir i deres arbeidshverdag, og i hvilken grad teknologien vurderes å ha potensial for å øke produktiviteten. Våre funn viser at norske kunnskapsarbeidere i stor grad mener KI har potensial til å gi økt produktivitet og effektiviseringsgevinster innenfor eget domene. Panelundersøkelsen viste at nærmere 50 prosent av respondentene mener KI har gjort dem mer effektive og produktive i arbeidsutførelsen (ca. 25 prosent oppgir «verken eller» og om lag 30 prosent svarer i «liten grad»). Dette forteller oss at mange kunnskapsarbeidere opplever at KI-løsningene som er tilgjengelige for dem i dag gir nytteverdi i form av å bidra til en mer effektiv arbeidsflyt og økt produktivitet.

Data fra panelundersøkelsen viser at ansatte i offentlig sektor oppgir lavere produktivetsgevinster fra KI enn ansatte i privat sektor. Intervjuene tegner imidlertid et nyansert bilde. Mens enkelte informanter fra offentlig sektor rapporterte om betydelige gevinster i form av effektivisering og økt produktivitet, beskrev andre at de foreløpig kun hadde oppnådd beskjedne eller små effekter. Vi mener det ikke er grunnlag for å hevde at det er noe spesielt ved offentlig sektor eller arbeidet som utføres av offentlig ansatte som gjør at KI har mindre nytteverdi i denne delen av arbeidslivet sammenlignet med privat sektor. Det er slik vi ser det heller ingen grunn til å tro at produktivetspotensialet til teknologien jevnt over er lavere i det offentlige (selv om dette selvsagt vil kunne variere ut ifra kontekstuelle forhold). Eksempelene fra intervjuene underbygger denne tolkningen. Vi ser at enkelte kommunale og statlige virksomheter allerede har oppnådd konkrete gevinster gjennom målrettet bruk av KI, blant annet i saksbehandling, ressursstyring og dokumentanalyse. Dette viser

at det er mulig å hente ut verdifulle effekter i offentlig sektor, forutsatt at man har tilstrekkelig kompetanse, ressurser og ledelsesforankring.

For kunnskapsarbeidere og Akademikernes medlemmer ligger en viktig del av jobben i bearbeiding av informasjon, analyse og tolkning, kommunikasjon og problemløsning. KI kan gi nytte i form av å fungere som en «kognitiv forsterker» som blant annet kan hjelpe med å sortere informasjon, formulere idéer, generere utkast og tilby ulike perspektiver på et gitt problem. Dette kan gjøre det mulig å arbeide raskere, men også mer utforskende og variert. For enkelte kunnskapsarbeidere er KI allerede å regne som en ny type «kollega» eller sparringspartner som stimulerer faglig refleksjon og kreativitet. Samtidig vet vi at KI og særlig store språkmodeller kan gjøre feil, hallusinere og i verstefall villedde brukere. I enkelte tilfeller vil nok de opplevde produktivitetsgevinstene (nytteverdien) kunne vise seg å reelt sett være lavere enn det man som bruker «opplever», ettersom brukeren kan undervurdere tiden som går med til å kontrollere, validere og bearbeide output. Dette er en svakhet ved studier som baserer seg på selvrapporing. Vi mener derfor det er behov for flere kontrollerte forsøk og etnografiske studier for å dokumentere effekter fra KI og store språkmodeller i spesifikke kontekster, samt for å forstå hvordan KI påvirker kunnskapsarbeidere i deres arbeidsutøvelse.

En nytteverdi som løftes frem i både intervjuene og som vi ser igjen i de kvantitative dataene, er at KI kan overta eller bistå med tidkrevende og rutinepregede oppgaver. Dette gjelder blant annet strukturering av tekst, oppsummering av dokumenter, automatisk oversettelse, innhenting av informasjon eller generering av kodeforslag i forbindelse med programmeringsoppgaver. Når slike oppgaver automatiseres eller utføres mer effektivt med hjelp av KI, frigjør det tid som kan brukes til å utføre kjerneoppgaver som krever menneskelig skjønn, empati eller dypere faglig innsikt – for eksempel kunde- og brukerdiallog, strategisk tenkning eller vurdering av etiske og juridiske dilemmaer. KI kan også være en støtte i beslutningsprosesser, for eksempel ved å analysere store datamengder raskt, foreslå alternativer eller identifisere mønstre som ellers ville vært vanskelig å oppdage. Dette gir kunnskapsarbeidere bedre grunnlag for å ta informerte valg. Samtidig forutsetter dette at brukeren har tilstrekkelig forståelse for teknologiens begrensninger og at man har en kritisk distanse til KI-generert output. Mye av nytteverdien ligger derfor i evnen til å bruke teknologien på en reflektert og ansvarlig måte.

En annen nytteverdi, handler om hvordan KI kan støtte kontinuerlig læring og utvikling. For kunnskapsarbeidere – som ofte er i yrker med raske endringer i fagfelt og metoder – kan KI bidra til å holde seg faglig oppdatert, oppdage nye arbeidsmetoder eller lære nye ferdigheter. KI-baserte verktøy kan for eksempel tilby personlige tilbakemeldinger, skreddersydd opplæring og umiddelbar tilgang til informasjon eller forklaringer. Dette kan bidra til å gjøre læringsprosesser og livslang læring mer tilgjengelig og fleksibelt – og i mange tilfeller mer effektiv.

7.3 Automatisering vs. forsterkning – hva skjer med jobbene?

Et sentralt funn fra både intervjuene og spørreundersøkelsen er at kunnskapsarbeidere i liten grad oppfatter KI som en direkte trussel mot egen jobb og yrke. De fleste ser ikke for seg at deres jobb står i fare for å bli helautomatisert og dermed rasjonalisert bort – verken på kort eller lengre sikt. Tvert imot beskriver den store majoriteten KI som et nyttig verktøy som, når det brukes på fornuftig vis, kan bidra til å effektivisere arbeidsprosesser, redusere rutinepregede oppgaver og frigjøre tid til mer verdiskapende og faglig krevende arbeid. Flere peker også på at teknologien kan heve kvaliteten på arbeidet gjennom for eksempel støtte til informasjonsinnhenting, tekstproduksjon eller analyse, men at det forutsetter kritisk vurdering og faglig

skjønn. KI blir altså betraktet mer som en *forsterkning av kunnskapsarbeideren*, enn som en erstatning og ren automatiseringsteknologi.

Et interessant funn fra spørreundersøkelsen er at de som bruker KI mest, og som opplever størst nytte av teknologien i arbeidshverdagen, også i større grad tror at KI vil kunne overta flere av deres arbeidsoppgaver i fremtiden (sammenlignet med de som bruker teknologien mindre). Jo mer man bruker KI og ser nytten av teknologien, desto mer bevisst blir man kanskje også på teknologiens potensial for automatisering. Rent logisk kunne man anta at dette ville føre til økt bekymring for jobbtrygghet og yrkesfremtid, men dette reflekteres altså ikke i tallene. Hele 74 prosent av respondentene uttrykker ingen bekymring for at KI skal erstatte dem i jobben. Dette samsvarer også med funn fra intervjuene. Vi tror dette skyldes at mange forventer at KI, som annen teknologi oppigjennom historien, vil skape nye oppgaver (*reinstatement effect*) og bidra til å endre arbeidsinnholdet fremfor å fjerne behovet for menneskelig arbeidskraft. Videre pekes det på at dagens KI-løsninger fortsatt har tekniske begrensninger, og mangler kontekstforståelse, dømmekraft og «relasjonell kapasitet» som kreves i mange kunnskapsyrker – noe som samsvarer både med det som rapporteres i «Future of Jobs Report 2025» (World Economic Forum, 2025) og det som norske arbeidsgivere forventer blir viktige kompetansebehov fremover.

På lik linje med mye av forskningslitteraturen tror også vi det er lite sannsynlig at et dramatisk antall kunnskapsarbeidere vil bli gjort overflødige som følge av KI i nær fremtid. Men selv om våre funn tyder på at få kunnskapsarbeidere i Norge opplever KI som en *automatiseringstrussel*, og at både forskning og tall fra Statistisk sentralbyrå så langt viser lite tegn til omfattende rasjonalisering fra KI og annen teknologi, bør man være varsom med å konkludere med at denne delen av arbeidslivet ikke vil kunne påvirkes av automatisering. Kunnskapsarbeid er et bredt begrep som rommer et mangfold av yrker, der enkelte yrker kan ha et arbeidsinnhold som er mer utsatt for automatisering enn andre. Innenfor yrker som kategoriseres som kunnskapsarbeid, kan det være betydelige variasjoner i hvor rutinepreget, standardisert og teknologinært arbeidsoppgavene er. Dette kan dessuten variere innenfor en og samme yrkeskategori. Dersom en jobb i hovedsak består av strukturert informasjonsinnhenting, enkel databehandling eller regelstyrt saksbehandling (oppgaver som er *kompliserte* men ikke nødvendigvis *komplekse*), og i liten grad krever skjønnsutøvelse, kontekstforståelse eller menneskelig samhandling, er det nærliggende å anta at den er mer utsatt for automatisering ved hjelp av KI enn en jobb der slike ferdigheter står sentralt – dette til tross for at begge jobbene betraktes som kunnskapsarbeid.

Et viktig poeng i denne diskusjonen er at automatiseringspotensialet fra KI ikke nødvendigvis er likt på tvers av land og regioner. Når man sammenligner Norge og de øvrige skandinaviske landene med for eksempel USA og land lenger sør i Europa, kan det argumenteres for at deler av det rutinepregede og standardiserte arbeidet i kunnskapsintensive yrker i større grad allerede er automatisert og digitalisert her. Dette skyldes blant annet at skandinaviske land har vært tidlig ute med å digitalisere arbeidsprosesser på tvers av sektorer. Vi har for eksempel relativt velfungerende offentlige IT-systemer og høy tillit til teknologibruk i både offentlig og privat sektor, samt en arbeidskultur preget av flate strukturer og tillit til ansatte som kan bidra til et større handlingsrom for å teste og implementere nye teknologier tidlig. I tillegg har vi et høyt utdanningsnivå, sterk fagforeningskultur og fokus på effektiv ressursbruk, noe som har gjort at mange virksomheter over tid har optimalisert og digitalisert sine arbeidsprosesser. Dette kan til sammen bety at mange av de «lavhengende fruktene» som egner seg mest for automatisering, allerede kan være høstet. En slik virkelighet skiller seg fra en del andre land der man fortsatt har mer byråkratiske prosesser, lavere utdanningsnivå, større andel av manuell saksbehandling og kundedialog og mindre utbredt digitalisering i samfunnet generelt.

Samtidig mener vil det være for enkelt å blankt avfeie at KI ikke vil kunne brukes til å automatisere prosesser eller deler av prosessene som norske kunnskapsarbeidere utfører. KI utvikler seg raskt og modellene får stadig flere kapabiliteter. Enkelte deler av arbeidet som i dag krever skjønn og domeneekspertise, vil kanskje kunne bli delvis automatisert i fremtiden gjennom mer avanserte KI-modeller, i kombinasjon med mer domenespesifikk treningsdata (dette kan riktignok være svært krevende å få tak i). Det er mulig at mer avansert KI på sikt vil åpne for nye former for automatisering av mer komplekse oppgaver og arbeidsprosesser. Dersom vi i fremtiden får tilgang til kraftigere og mer «intelligente» KI-verktøy som i større grad evner å håndtere system 1- og system 2-tenkning – altså både rask og intuitiv prosessering, og mer langsom, analytisk og reflekterende resonnering – kan vi ikke utelukke at oppgaver som tidligere har vært lite egnet for automatisering, etter hvert vil bli det ved hjelp av KI. Dersom slike kapabiliteter utvikles vil det kunne forskyve grensene for hva som er mulig å automatisere, og en slik utvikling vil trolig ha innvirkning for et *digitalisert* og relativt *automatisert* land som Norge også.

Det er dog viktig å understreke at utviklingen i arbeidsmarkedet og automatiseringsgrad ikke er et resultat av teknologien alene – verden er ikke teknologideterministisk. Det at en oppgave *kan* automatiseres fra et teknisk ståsted, betyr ikke nødvendigvis at den *vil* bli det. Hvorvidt KI tas i bruk til å automatisere bestemte arbeidsoppgaver avhenger av en rekke faktorer utover teknologiens egenskaper og kapasiteter – blant annet økonomiske incentiver, regulatoriske rammer, organisasjonskultur, tillit i arbeidsmiljøet og hvilke verdier og mål virksomhetene og øvrig samfunn vektlegger. I mange tilfeller handler det altså ikke bare om hva som er teknisk mulig, men også om hva som er ønskelig og hensiktsmessig sett fra et faglig, etisk eller praktisk ståsted.

Teknologisk utvikling leder som regel ikke til gitte utfall. Valgene vi tar underveis er avgjørende. For eksempel kan to virksomheter i samme bransje velge vidt forskjellige strategier for hvordan KI skal integreres i arbeidsprosessene. En virksomhet kan bruke teknologien til å støtte de ansatte i faglig arbeid og forbedre kvalitet, mens en annen kan forsøke å erstatte menneskelig innsats for å kutte kostnader. Slike valg formes av alt fra økonomiske incentiver, ledelsesfilosofi og arbeidslivstradisjoner til hvilke former for medvirkning og dialog som finnes i organisasjonen. Det er også verdt å minne om at det å automatisere en oppgave ikke nødvendigvis innebærer at den løses bedre. For noen arbeidsoppgaver kan det faglige skjønn, kontekstforståelsen og de mellommenneskelige vurderingene som mennesker bringer til bordet være uerstattelige, ikke fordi teknologien ikke er tilstrekkelig avansert, men fordi menneskelig dømmekraft og relasjonelle ferdigheter fortsatt er avgjørende for å opprettholde kvalitet og tillit.

7.4 KI og autonomi: Kan kunnskapsarbeideren bli uendelig forsterket?

Den autonome kunnskapsarbeideren med høy kompetanse som er i stand til høy grad av selvstyring, kompleks problemløsning og fortløpende beslutningstaking ser på overflaten ut til å fungere godt i samspill med KI som er forsterkende og formbar. Mange ser på automatiseringen av rutinepregede og lite engasjerende oppgaver som en positiv mulighet til å gjøre kunnskapsarbeidere mer effektive og produktive. Kunnskapsarbeideren slipper å utføre kjedelige og repetitive oppgaver, og kan boltre seg med å løse komplekse og kreative utfordringer med fleksibel arbeidsutførelse som gir læring og utvikling på flere måter. Slik kunne man se for seg at en rekke velkjente positive faktorer ved arbeidet bli styrket parallelt, blant annet kontroll med tanke på krav i jobben, jobbtilhørighet i form av tilknytning på flere måter, motivasjon og jobbtilfredshet. Dette er faktorer som i utgangspunktet bidrar til gode psykososiale arbeidsbetingelser og helse for den enkelte medarbeider, i tillegg til en reduksjon av stress.

Kort beskrevet kan vi si at det psykososiale arbeidsmiljøet består av hvordan vi mestrer de krav som arbeidsoppgavene og arbeidsplassen stiller til oss, moderert av arbeidsbetingelser som bidrar til å håndtere kravene i tillegg til sosial støtte fra kollegaer og ledere (Rugulies, 2019). Tilstanden på psykososiale arbeidsmiljøfaktorer kan ha både positive og negative effekter for den enkelte medarbeider og for organisasjonen. Et dårlig psykososialt arbeidsmiljø – preget av faktorer som høyt stress, mangel på kontroll, dårlig lederskap, mobbing, uklare roller eller mangel på støtte – kan føre til økt risiko for angst, depresjon, utbrenthet og følelsesmessig utmattelse, i tillegg til stressrelaterte sykdommer som hjerte- og karsykdommer, hodepine, søvnforstyrrelser og svekket immunforsvar. Andre mulige negative konsekvenser er redusert jobbtilfredshet, lavere effektivitet, redusert arbeid-familie balanse, økt fravær og økt intensjon om turnover. Et godt psykososialt arbeidsmiljø er et som fremmer støttende relasjoner, klare roller, rettfærdig behandling og involvering av ansatte – og kan gi et bredt spekter av fordeler for både enkeltpersoner og organisasjoner. Noen av disse er bedre psykisk og fysisk helse – som for eksempel høyere emosjonell motstandskraft og mindre stress, høyere jobbtilfredshet, økt produktivitet, økt evne til fleksibilitet, større engasjement og lojalitet, og livslang læring og muligheter for personlig vekst. Autonomi, kompetanse, og involvering – mekanismer som reduserer usikkerhet – er blant faktorene som bidrar til et godt psykososialt arbeidsmiljø.

For at samspillet mellom kunnskapsarbeideren og KI skal fungere godt, er et trygt og støttende psykososialt arbeidsmiljø avgjørende – fordi det forutsetter både autonomi, riktig kompetanse og reell involvering. Samtidig er det skjellig grunn til å sette spørsmål ved om kunnskapsarbeideren er i stand til å bli uendelig forsterket av KI. En stadig økning i tempo og kompleksitet, drevet av forsterkning og automatisering av standardiserte oppgaver ved hjelp av KI, kan i stedet føre til økt stress, redusert opplevelse av mestring og mindre kontroll over egen arbeidshverdag. I tillegg kan det svekke den sosiale dimensjonen ved arbeidet – særlig dersom KI i økende grad erstatter kollegastøtte i hverdagen. Når mer rutinepregede oppgaver forsvinner, kan det også innebære at det blir færre pauser i arbeidsflyten og mindre rom for avlastning fra krevende kognitivt arbeid. Man kan spørre om vår kognitive kapasitet er rustet for å, i minimum 7,5 timer av døgnet, jobbe effektivt på høygir for å produsere kreative løsninger på komplekse problemer, fem dager i uken.

Det er garantert individuelle forskjeller her, men det er grunn til å tro at mange av oss ikke har den kognitive kapasiteten som kreves for dette. Da kunne man se for seg at forventningen om betydelig høyere effektivitet og produktivitet heller ville forsterke den opplevde krav-dimensjonen ved arbeidet, som på sin side kan gi økt opplevd stress, muskel-skjelett plager, og lavere grader av tilhørighet, jobbtilfredshet og motivasjon. I så måte risikerer man at forsterkningen og frigjøringen av tid ikke oppleves som positiv med tanke på autonomi og selvrealisering, men heller blir som en tvangstrøye av komplekse oppgaver som krever kreative løsninger. I et slikt scenario er det mindre sannsynlig at man oppnår forventede effektivitets- og produktivitetsgevinster, som jo paradoksalt nok ofte er utgangspunktet til at man tar i bruk KI i utgangspunktet. En filosof og ekspert på KI vi snakket med fremsatte refleksjonen om at kanskje «automatiseringen av alt rutinepreget arbeid» vil lede til en bieffekt der kunnskapsarbeideren vil kjenne på misnøye og motvilje mot både arbeidsoppgaver og arbeidsplass etter hvert, dersom jobben oppleves som kontinuerlig kognitivt intensiv og potensielt innsnevrer muligheten til å utføre arbeidsoppgaver som ikke krever like mye kognitiv kapasitet.

I takt med at KI skaper nye effektiviseringsmuligheter, forsterkes behovet for å revurdere hvordan disse gevinstene fordeles slik at man forhindrer økt økonomisk ulikhet og at enkelte grupper i samfunnet blir «irrelevante» slik enkelte frykter. Diskusjonen om hvordan eventuelle produktivitetsgevinster fra KI skal fordeles er ikke ny, men har fått fornyet aktualitet i takt med teknologiske fremskritt og at teknologien tas i

bruk i stadig flere bransjer. Brynjolfsson og McAfee (2014) diskuterte for mer enn ti år siden hvorvidt gevinstene fra teknologisk utvikling ikke nødvendigvis bør tilfalle bedrifts- og kapitaleierne alene, men også komme arbeidstakerne til gode gjennom en redistribusjon av verdiskapingen som digital teknologi leder til. Et av forslagene som har blitt løftet frem, er at effektivisering fra digitale teknologier bør benyttes til å redusere arbeidstid eller øke fleksibiliteten i arbeidslivet, snarere enn kun å øke profittmarginene. Det kan argumenteres for at dette er i tråd med lange tradisjoner i norsk arbeidsliv, hvor produktivitetsvekst historisk har blitt delt mellom arbeid og kapital gjennom forhandlinger i trepartssamarbeidet. Diskusjonen knytter seg også til den bredere debatten om frontfagsmodellen og dens rolle i fordeling av verdiskapning. Modellen har bidratt til stabilitet i norsk økonomi og koordinert lønnsdannelse, men har samtidig blitt kritisert for at den over tid kan føre til en systematisk forskyvning av gevinster fra arbeidstakere til kapitaleiere.

Dersom arbeidstakerne i økende grad opplever at innføringen av KI og annen teknologi primært fører til økt lønnsomhet for virksomheten (og derigjennom bedriftens eiere) – uten å resultere i lønnskompensasjon, eller mer fritid eller forbedringer i egen arbeidshverdag – kan det svekke både motivasjon, engasjement og opplevelsen av rettferdighet. Når gevinster fra effektivisering ikke kommer de ansatte til gode, risikerer man å undergrave tilliten og den sosiale kontrakten som er fundamentet i det norske arbeidslivet. Med økende krav til tempo, kognitiv belastning og tilgjengelighet, kan redusert arbeidstid eller større mulighet til å styre egen arbeidshverdag være viktige virkemidler for å hindre nedbemanning som følge av *teknologisk overflodighet*, forhindre misnøye og utbrenthet hos arbeidstakere (som ikke gjøres overflødige). Disse problemstillingene er nok i skrivende stund kanskje mer hypotetiske enn reelle i Norge ettersom at vi har lav arbeidsledighet, effektiv fordelingspolitikk og gode relasjoner mellom partene i arbeidslivet. Samtidig ser vi en tydelig tendens til at det er mulig å skape enorme økonomiske verdier med relativt få ansatte – mye takket være KI og digitale teknologier. Dette illustreres særlig godt av mange av selskapene som selv utvikler KI, og som med relativt små arbeidsstyrker, genererer enorme overskudd (for eksempel OpenAI og Anthropic). Dersom denne utviklingen brer seg og sprer seg til flere deler av arbeidslivet, både globalt og nasjonalt, reiser det viktige spørsmål om hvordan arbeidslivet bør organiseres fremover og hvordan verdiskapningen skal fordeles. Det kan bli nødvendig å diskutere nye fordelingsmekanismer og arbeidsmodeller, slik at effektiviseringsgevinster kommer hele samfunnet til gode, ikke bare et lite mindretall.

Et annet spørsmål er om samspill mellom kunnskapsarbeidere og KI kan bidra til en større individualisering av arbeidshverdagen. En bankfunksjonær vi intervjuet uttalte at, på spørsmålet om hvordan han trodde samarbeidet mellom kollegaer vil kunne påvirkes av innføringen av kunstig intelligens, «(...) *spoler vi tiden et lite stykke fram tror jeg min KI vil snakke med din KI.*» Gitt påstanden om at problemstillingene kunnskapsarbeidere skal bidra til å løse blir stadig mer sammensatte – som for eksempel de mye omtalte «wicked problems» i offentlig sektor – kunne man forvente økt behov for samarbeid på tvers av fag og domener. Dersom KI håndterer mye kunnskapsinnhenting og for eksempel brukes som et opplæringsverktøy, kan man se for seg at en del av det menneskelige samspillet på arbeidsplassen forsvinner. Forskning har vist at der hvor sosiale relasjoner på arbeidsplassen forvitrer, øker individualiseringen av arbeidsutførelsen og gjerne med økt isolasjon og større arbeidsmengde. Mulige negative konsekvenser av nettopp mangelen på sosial støtte og samspill er fravær, turnover og dårligere psykisk helse. Det er altså viktig å ikke forveksle «selvstendighet»/autonomi med individualisering, som kan skje som en mulig konsekvens av samspillet mellom kunnskapsarbeideren og KI.

Algorit mestyrt ledelse – altså bruk av KI-baserte systemer til å overvåke, styre og evaluere ansatte – har fått økt oppmerksomhet i takt med at flere virksomheter tar i bruk datadrevne verktøy for å effektivisere og

standardisere ledelsesfunksjoner. Selv om slike systemer kan bidra til økt innsikt, bedre ressursutnyttelse og raskere beslutninger, reiser det samtidig en rekke utfordringer, særlig for kunnskapsarbeidere, hvor autonomi og faglig skjønn står sentralt. Et fåtall av de vi intervjuet fortalte at de hadde opplevd negative konsekvenser fra algorit mestyrt ledelse i arbeidshverdagen, men flere mente dette kunne bli en utfordring på sikt dersom man tar i bruk verktøyene ukritisk.

Algorit mestyrt ledelse, altså bruk av digitale løsninger og KI-systemer til å overvåke, styre og evaluere ansatte, har fått økt oppmerksomhet i takt med at flere virksomheter tar i bruk datadrevne verktøy for å effektivisere og standardisere ledelsesfunksjoner. Selv om slike systemer kan bidra til økt innsikt, bedre ressursutnyttelse og raskere beslutninger, reiser det en rekke utfordringer som vi har beskrevet i kapittel 4.7. En betydelig utfordring ved algorit mestyrt ledelse er at denne formen for ledelse og styring kan bidra til en innskrenkning av autonomi, både direkte og indirekte. Når oppgaveallokering, arbeidsflyt, resultatmåling og tilbakemeldinger i økende grad styres av KI-systemer, kan det redusere rommet for ansatte til å ta egne beslutninger om hvordan arbeidet best løses. Denne utfordringen forsterkes ytterligere dersom systemene ikke er transparente (noe mange KI-løsninger ikke er), eller hvis de gir anbefalinger og føringer som fremstår som «objektive», men i praksis ikke gir rom for individuell tilpasning.

I norsk arbeidsliv er autonomi og tillit svært viktige komponenter som utgjør deler av grunnfundamentet i den norske modellen. Det forventes at ansatte tar ansvar, bruker faglig skjønn og deltar i utvikling av arbeidsprosesser. For mye algoritmisk styring – særlig hvis den skjer ukritisk og uten innsikt i arbeidskonteksten – kan undergrave autonomien til den enkelte arbeidstaker, men også undergrave den norske arbeidslivstradisjonen som vektlegger partssamarbeid og involvering. For å unngå uheldige konsekvenser av algorit mestyrt ledelse og KI-basert overvåkning på arbeidsplassen bør virksomheter ta flere forholdsregler. For det første bør menneskelig dømmekraft fortsatt spille en sentral rolle i ledelsesutøvelsen. Vi vet at mange kunnskapsarbeidere opererer i kontekster preget av kompleksitet, tvetydighet og etiske dilemmaer. KI og algoritmer kan bidra som støtte, men bør kanskje ikke fullt ut erstatte mennesker i slike kontekster. For det andre bør algorit mestyrt ledelse (også der løsningene er basert på KI) være så forklarbar og transparent som overhodet mulig, slik at brukere og ansatte kan forstå hva slags logikk som ligger til grunn for vurderinger og anbefalinger. Det bør være mulig å stille spørsmål ved systemenes beslutninger og i mange tilfeller overprøve dem. Til slutt så bør implementeringen av slike KI-systemer skje gjennom inkluderende prosesser, hvor ansatte og deres representanter involveres i valg, utforming og tilpasning av teknologien. På den måten kan man sikre at systemene tar hensyn til kontekstuelle forhold, og at de faktisk fungerer som et hjelpemiddel og ikke som et kontrollverktøy.

KI kan altså ha uheldige konsekvenser for kunnskapsarbeideres autonomi dersom teknologien brukes ukritisk og på måter som innskrenker den enkeltes råderett. Men KI kan også bidra til det motsatte – altså å styrke kunnskapsarbeideres autonomi. Dette kan for eksempel skje dersom KI brukes til å styrke beslutningsstøtten i komplekse situasjoner, ved å gi rask tilgang til relevant informasjon, foreslå alternative løsninger eller identifisere mønstre som ikke er umiddelbart synlige. Dette kan gi kunnskapsarbeidere bedre forutsetninger for å utøve faglig skjønn og dermed styrke deres operative handlingsrom. Mye av dette handler om designvalg og forutsetter at visse betingelser er til stede. For det første må brukeren være i kontroll. KI-systemene og kjørereglene når det gjelder bruk bør som regel være utformet slik at brukeren har det siste ordet. Det bør være rom for å avvise forslag, justere output og bruke faglig skjønn. For det andre bør man tilstrebe å gjøre KI-løsningene så forklarbare og transparente som overhodet mulig (dette kan riktignok være svært krevende rent teknisk). For det tredje må kunnskapsarbeidere ha tilstrekkelig teknologiforståelse og bli tilbudt opplæring for

å kunne bruke KI-verktøy effektivt og kritisk. Til slutt, og noe vi anser som særdeles viktig, så må ansatte få være med i å forme hvordan KI helt konkret integreres i arbeidshverdagen, da dette kan bidra til å styrke både forståelse og eierskap og sørge for gode teknologiløsninger som har reell nytte.

7.5 Rutinearbeidets sekundærfunksjoner

Rutinearbeid refererer til oppgaver eller aktiviteter som utføres regelmessig, ofte på en forutsigbar og repeterende måte. Disse oppgavene er vanligvis en del av en standardisert prosess eller arbeidsflyt og krever som regel konsistens, nøyaktighet og tidsstyring i stedet for kreativ problemløsning. Rutinearbeid beskrives gjerne som vanlig i jobber og bransjer som administrasjon, produksjon, kundeservice og enkelte økonomirelaterte yrker, men dette er en noe snever forståelse. De fleste yrker, også de som kategoriseres som kunnskapsarbeid, har arbeidsoppgaver som faller inn under rutinearbeid. Og de fleste jobber består også av administrative arbeidsoppgaver. En ting er arbeidet som utføres i kraft av gjennomføring av rutineoppgavene, som kan kalles primærfunksjonen. Men det kan argumenteres for at utførelsen i tillegg har to andre viktige sekundærfunksjoner; kognitiv restitusjon og opplæring.

Gitt diskusjonen om kunnskapsarbeidernes kapasitet til nettopp kreativ problemløsning kan det tenkes at rutineoppgaver ikke bare oppleves som «kjedelige og repetitive», men som mindre kognitivt intensive og dermed kognitivt restituerende. Dermed kan rutineoppgavene fylle en viktig sekundærfunksjon som «den gjengse» kunnskapsarbeideren har behov for i deler av arbeidsdagen, for å sikre effektiv produksjon og høy kvalitet på de «kreative leveransene». På denne måten kan arbeidsoppgaver som oppleves som mindre krevende og mer kontrollerbare bidra til å motvirke kognitiv slitasje over tid, i tillegg til andre negative konsekvenser som fysisk og psykisk utbrenthet og et dårligere psykososialt arbeidsmiljø.

En annen sekundærfunksjon ved rutinearbeid er at det bidrar til viktig opplæring og kompetanseutvikling av nyansatte og juniorer. Det er vanlig i de fleste yrker og bransjer at utførelsen av en del rutineoppgaver bidrar til å utvikle grunnleggende forståelse for og kunnskap om organisasjonens virke, arbeidsprosesser, viktige praksiser og hvordan «ting» henger sammen innenfor eget domene. Mange av de oppgavene som først automatiseres ved hjelp av KI og andre digitale teknologier er rutinepregede, regelstyrte og standardiserte – nettopp den type arbeid som ofte legges til grunn for opplæringsløpene til unge arbeidstakere i starten av karrieren. Økt automatisering av rutinepregede arbeidsoppgaver som ofte utføres på «entry level», kan bety at man får flere strukturelle utfordringer.

Dersom inngangsportene til det profesjonelle arbeidslivet forsvinner eller blir færre kan det føre til at nyutdannede ikke får muligheten til å anvende og videreutvikle den teoretiske kompetansen de har tilegnet seg fra studiene. De mister tilgang til det praksisnære læringsrommet hvor man bygger egen dømmekraft, forståelse for bransjespesifikke normer og utvikler faglig modenhet gjennom prøving og feiling i virkelige oppgaver. En slik utvikling vil ikke bare ha konsekvenser på individnivå, i form av tapt utviklingsmulighet og dårligere jobbutsikter, men også på samfunnsnivå ved at man ikke får tilført ny ekspertise og en økt risiko for vekst i arbeidsledighet.

Basert på de kvalitative dataene fremstår ikke automatisering fra KI som en betydelig trussel mot etterspørselen etter nyutdannede kunnskapsarbeidere per i dag. Likevel uttrykte flere av informantene en viss bekymring for at dette kan bli en utfordring på lengre sikt. Særlig informantene fra advokatbransjen ga uttrykk for bekymring knyttet til fremtidig rekruttering av advokatfullmektiger, men de fremhevet samtidig flere

mekanismer som kan motvirke en slik utvikling. Ett av hovedargumentene er at en kraftig reduksjon i antall fullmektiger vil utfordre den etablerte forretningsmodellen i mange advokatfirmaer, hvor en bred base av «juniorer» danner et fundament for fakturerbar tid og avkastning oppover i partnerstrukturen. Informantene opplevde det som lite realistisk å erstatte denne strukturen med en ny forretningsmodell, der et fåtall partnere støttes av en «hær av KI-modeller» som utfører det meste av arbeidet uten menneskelig innblanding.

Videre ble det pekt på strukturelle forskjeller mellom rettssystemer som kan ha betydning for hvor lett KI kan brukes til å automatisere prosesser. Den norske rettstradisjonen bygger i større grad på skjønn og kontekstuell fortolkning sammenlignet med det mer eksplisitte og presedensstyrte angloamerikanske systemet, slik det praktiseres i for eksempel USA. Dette kan innebære at mulighetene for å automatisere juridisk arbeid ved hjelp av KI er mer begrensede i Norge, og at behovet for juridiske juniorstillinger derfor vil vedvare i større grad.

Selv om utfordringen beskrevet i det foregående ikke vurderes som akutt i dagens arbeidsmarked, er det god grunn til å ta den på alvor, særlig med tanke på at vi ikke vet hvordan utviklingen kan forløpe over tid. Dersom KI i økende grad kan brukes til å helautomatisere oppgaver som tradisjonelt har vært utført av nyutdannede og folk med lite erfaring, vil det stille nye krav til arbeidsgivere, utdanningsinstitusjoner og myndigheter. Det kan derfor være nødvendig å tenke nytt om hvordan vi skaper læringsarenaer for unge og/eller uerfarne arbeidstakere i en mer digitalisert og KI-drevet arbeidshverdag. Det innebærer å utvikle alternative veier inn i yrkene, hvor læring og faglig utvikling skjer i et aktivt samspill med teknologien, ikke i konkurranse med den.

Et mulig tiltak kan være å involvere nyutdannede i oppgaver knyttet til validering og tilpasning av KI-verktøy, bidra til utvikling av retningslinjer for ansvarlig bruk, eller fungere som en kritisk faglig stemme i vurdering av automatiseringsprosesser. En slik rolle vil ikke bare gi verdifull innsikt for virksomhetene, men også gi de unge mulighet til å anvende og videreutvikle sin fagkompetanse på meningsfulle måter. Det er uansett klart at dersom vi ønsker å sikre rekruttering og utvikling av dyktige domeneeksperter på lang sikt, må det finnes reelle og tilgjengelige arenaer for erfaringsbygging tidlig i karriereløpet. Dette fordrer bevisst handling fra både utdanningsinstitusjoner og arbeidsgivere, samt samarbeid på tvers av sektorer. Målet bør være at KI blir en ressurs for læring og utvikling – og ikke en barriere eller et hinder for faglig modning.

7.6 Nye kompetansebehov og livslang læring

Fremveksten av stadig mer avansert KI som integreres i arbeidslivet har ført til en diskusjon om hvordan teknologien påvirker kompetansebehovene til kunnskapsarbeidere. De raske teknologiske fremskrittene innen KI og den økte tilgjengeligheten av KI-verktøy endrer på selve måten kunnskapsarbeidere løser oppgaver på, hvilken rolle fagpersoner har, og hvordan kunnskap utvikles og brukes i praksis. Denne utviklingen vil kunne skape nye kompetansebehov som i økende grad går utover den tradisjonelle fagkunnskapen, og krever mer tverrfaglig kunnskap og teknologiforståelse.

Funn fra både intervjuene og spørreundersøkelsen tyder på kunnskapsarbeidere er overensstemt om at økt utbredelse av KI i arbeidslivet vil lede til nye og endrede kompetansekrav. Et innlysende kompetansebehov som melder seg, er å beherske teknologien og kunne bruke den effektivt i arbeidsutførelsen, men det er også behov for å forstå hvordan KI kan integreres på en meningsfull og ansvarlig måte i egen arbeidssituasjon. Evnen til å samhandle effektivt med KI-systemer, forstå hvordan man skal stille gode spørsmål, tolke output

og vurdere når teknologien bør brukes og når menneskelig skjønn må overstyre, fremheves som nøkkelferdigheter i en arbeidshverdag preget av mer «menneske-KI-interaksjon».

Funnene våre indikerer at det er viktig å utvikle en praktisk teknologiforståelse, altså innsikt i hva KI kan og ikke kan gjøre innenfor eget fagområde og arbeidskontekst. Dette skiller seg fra ren teknisk kompetanse som for eksempel programmering eller avansert datanalyse (selv om dette naturligvis er svært viktig kompetanse i mange sammenhenger). Teknologiforståelse innebærer å forstå hvilke oppgaver KI er egnet til å støtte, hvilke risikoer som kan oppstå, og hvordan man kan bruke teknologien til å forbedre kvalitet, effektivitet og innovasjon uten at det går på bekostning av eget skjønn og fagkunnskap. Disse funnene harmonerer med annen forskning som har vist at «digital literacy» – altså evnen til å forstå, bruke og reflektere kritisk rundt bruk av digitale teknologier – vil bli en grunnleggende ferdighet på linje med lesing, skriving og regning (van Laar et al., 2017).

Samtidig fremstår det tydelig som at tradisjonelle kjernekompetanser innen kunnskapsarbeid, som blant annet kritisk tenkning, analytiske ferdigheter og evne til refleksjon, ikke blir mindre viktige i møte med KI, snarere tvert imot (dette viser også forskningen vi har lagt frem i delkapittel 4.6). Disse egenskapene blir avgjørende for å kunne tolke, validere og anvende KI-generert informasjon på en ansvarlig måte. Flere informanter påpekte at det er gjennom nettopp evnen til å stille gode spørsmål, være kritisk til output og vurdere nyanser, som gjør at mennesker forblir relevante og nødvendige i en arbeidshverdag der KI trolig vil få stadig større plass.

Videre vil domeneekspertise, altså den dype fagkunnskapen knyttet til et spesifikt yrke eller fagområde, fortsatt være en helt sentral bærebjelke i kunnskapsarbeidet. KI kan bistå med innsikt og forslag, men det er fortsatt den menneskelige ekspertisen som må avgjøre hva som er relevant, gyldig og etisk forsvarlig. Dette gjelder spesielt i situasjoner der kontekstforståelse, verdibasert vurdering og skjønn er nødvendig. Samtidig vil det bli mer behov for livslang læring, teknologinysgjerrighet og tverrfaglig samarbeid. I et arbeidsliv i stadig endring vil det innen mange arbeidskontekster ikke lenger være tilstrekkelig å besitte «statisk grunnkunnskap» og lene seg utelukkende på kompetansen man fikk fra utdanningen. Det å kunne tilegne seg nye ferdigheter, forstå teknologien på et overordnet nivå og kommunisere på tvers av fagdisipliner blir i økende grad sett på som kritiske egenskaper for fremtidens kunnskapsarbeidere. Dette kom tydelig frem i intervjuene og anses som viktige egenskaper i henhold til forskningslitteraturen som omhandler «future of work».

Vi mener at kunnskapsarbeidere (akademikere) i utgangspunktet har gode forutsetninger for å håndtere et arbeidsliv i rask endring. Gjennom utdanningsløpet trenes man i å innhente, tolke og anvende informasjon, stille kritiske spørsmål og jobbe selvstendig med komplekse problemstillinger. Ikke minst blir man trent i å lære og forstå teori og nye fenomener. Dette er egenskaper som også er helt sentrale når man skal ta eierskap til egen faglige utvikling i det profesjonelle arbeidslivet og mestre livslang læring. Når KI og andre teknologier endrer premissene for hvordan arbeid utføres, er det derfor grunn til å tro at mange akademikere er godt rustet til å tilegne seg ny kunnskap og forstå hvordan teknologien kan integreres i egen arbeidskontekst. Samtidig viser våre funn at det ikke er gitt at denne læringen skjer av seg selv. Flere informanter peker på at det i mange fagmiljøer er høyt arbeidspress, stramme tidsfrister og ofte krav om å spesialisere seg innenfor spesifikke områder. Det kan med andre ord være krevende å sette av tid og kapasitet til å lære seg KI og utforske hvordan teknologien påvirker eget arbeidsfelt. Det er heller ikke sikkert at virksomhetene tilbyr strukturerte arenaer for læring eller gir tydelige føringer for hva slags teknologiforståelse som forventes. Læring forblir dermed i

mange tilfeller et individuelt ansvar, selv om endringene kan være svært inngripende og strukturelle. Det kan dessuten være svært vanskelig å vite hvor man skal begynne. KI-feltet er omfattende og komplekst, og for mange kan nettopp det oppleves som en barriere i seg selv. Dette understreker behovet for mer målrettet og praksisnær kompetanseutvikling – for eksempel gjennom intern opplæring, faglige diskusjonsarenaer eller samarbeid med teknologer i tverrfaglige team. Slike tiltak vil bidra til at læring skjer på en måte som er meningsfull og nyttig i den konkrete arbeidssituasjonen.

Vi har flere steder i rapporten diskutert utfordringen om hvordan nyutdannede og kunnskapsarbeidere med begrenset erfaring skal få nødvendig praksis og læring dersom en økende andel av oppgavene som tradisjonelt utføres tidlig i karrieren, automatiseres og overtas av KI. Dreyfus og Dreyfus (1986) sin læringsteori, eller «model of skill acquisition», er i denne sammenhengen relevant. Modellen beskriver hvordan mennesker utvikler ekspertise gjennom fem (i nyere versjoner seks) trinn: *novice*, *advanced beginner*, *competent*, *proficient*, *expert* og *master*. Modellen bygger på idéen om at ferdigheter tilegnes gjennom erfaring, arbeidsutøvelse, refleksjon og kontekstuell forståelse – ikke bare teoretisk kunnskap. Dersom stadig mer av arbeidet som ofte gjennomføres av ansatte med mindre erfaring håndteres av teknologi vil dette kunne gjøre læringsreisen som de fleste kunnskapsarbeidere går gjennom mer krevende. Hvis nyutdannede ikke får mulighet til å gjøre de «enkle» oppgavene og bygge erfaring gradvis, risikerer vi at de ikke utvikler nødvendig forståelse og dømmekraft for å håndtere mer komplekse problemstillinger senere. Det kan i verstefall svekke utviklingen av ekspertise på lengre sikt.

Selv om omfanget av denne utfordringen vil variere mellom ulike yrkeskategorier og arbeidskontekster, kan det likevel være viktig å vurdere hvordan man best tilrettelegger for læring og utvikling hos kunnskapsarbeidere med begrenset erfaring – særlig for dem som nylig har avsluttet utdanningen. Dette kan for eksempel innebære å bruke KI som et *læringsverktøy*, og ikke utelukkende som et løsningsverktøy som leverer raske svar (dette fordrer at KI ikke tar vekk mennesket i oppgaveutførelsen). Videre bør arbeidsgivere og ansatte forsøke å *designe arbeidsprosesser* som gir rom for læring, refleksjon og erfaringsbygging gjennom praksis, selv om KI og andre teknologier brukes som støtte i gjennomføringen. Dette kan også gjøres i tilfeller der man automatiserer deler av prosessene, blant annet ved at man aktivt forsøker å skape et samspill mellom teknologi og mennesker der man spiller på hverandres styrker – det er fortsatt slik at mennesker og KI-teknologier ofte er gode på forskjellige ting.

Fremveksten av stadig mer avansert KI som integreres i arbeidslivet vil altså forsterke behovet for livslang læring. KI vil i mange tilfeller endre hvordan kunnskapsarbeid utføres, og dermed sette nye krav til kompetanse og tilpasningsevne til kunnskapsarbeideren. For enkelte kunnskapsarbeidere vil dette bety at læring og kompetansetilførsel ikke lenger blir et valg, men strengt nødvendig for å holde seg relevant og ettertraktet i arbeidsmarkedet. Det er samtidig interessant, og nærmest et tankevekkende paradoks, at en av de teknologiene som trolig vil skape flest nye læringsbehov fremover, også kan tilby verktøyene som trengs for å møte dem. KI kan brukes som en ressurs for mer fleksibel, personlig tilpasset og behovsdrevet læring – for eksempel gjennom interaktive verktøy, simuleringsmiljøer og intelligente læringsplattformer. KI kan med andre ord fungere som et effektivt læringsverktøy, både for å øke forståelsen av teknologien i seg selv og for å styrke fagkompetanse innen ulike domener. Men for at dette potensialet skal realiseres, må virksomheter skape strukturer og insentiver som fremmer livslang læring. Det kan bety å anerkjenne tid brukt på læring som en del av arbeidet, å etablere arenaer for erfaringsdeling, og å tilby målrettede opplæringsløp som kombinerer teknologiforståelse med faglig fordypning.

7.7 Tillit og etiske utfordringer ved bruk av KI i norsk arbeidsliv

Funnene fra spørreundersøkelsen viser at fem av ti respondenter ikke stoler på svarene som KI gir, men teknologien blir likevel i økende grad brukt som et verktøy i arbeidsutførelsen. Dette kan være et uttrykk for at mange brukere er bevisste over svakhetene ved teknologien, særlig når det gjelder store språkmodeller, og at man til tross for viten om potensielle feil og svakheter ser nytte av å bruke KI i arbeidshverdagen.

En av de mest fremtredende utfordringene ved bruk av KI i arbeidslivet som kommer frem i dataene og ellers i forskningslitteraturen, er utfordringen forbundet med manglende forklarbarhet og transparens. Mange av dagens KI-løsninger bygger på dype nevralt nettverk og beskrives gjerne som *black box-modeller*, da det er krevende og ofte umulig å forstå hvordan KI-modeller som er utviklet med denne arkitekturen kommer frem til bestemte svar, vurderinger eller anbefalinger. Mangel på innsikt i beslutningsgrunnlaget reiser flere spørsmål, særlig i sammenhenger der KI påvirker viktige vurderinger, for eksempel i ansettelser, medisinsk diagnostisering eller juridisk behandling. I slike tilfeller vil manglende forklarbarhet i verstefall kunne undergrave både personvern og rettssikkerhet, dersom den som berøres eller den som administrerer og bruker KI-løsningen ikke forstår hvordan svaret/avgjørelsen har blitt til. Dette kan dessuten gjøre det vanskelig å etterprøve og rette opp eventuelle feil, og det kan utfordre grunnleggende prinsipper om åpenhet, ansvar og likebehandling.

Et betimelig spørsmål å stille gitt disse utfordringene, er om det er etisk forsvarlig å bruke KI-verktøy man ikke forstår? Og hvem bærer i så fall ansvaret dersom noe ikke går helt som det skal? Slike spørsmål er ikke bare hypotetiske eller filosofiske i sin natur, de er høyst reelle og vil aktualiseres enda mer i tiden som kommer. Dette kan eksemplifiseres ved å ta utgangspunkt i KI-støttet medisinsk diagnostikk. Man kan slik vi har vist i kapittel 3 utvikle KI-modeller som har svært høy treffsikkerhet, men som er ute av stand til å forklare nøyaktig hvordan de har kommet frem til sin konklusjon. I et slikt scenario, som på all mulig måte er realistisk, kan leger og helsepersonell havne i et etisk og praktisk dilemma. Skal man stole på et system med høy ytelse, selv om det ikke er forklarbart? Og hvem tar ansvaret hvis systemet tar feil? Dette dilemmaet illustrerer en viktig spenning mellom ytelse og forklarbarhet (performance-explainability trade-off) som har utviklet seg til å bli en kjent utfordring innen KI-feltet. I noen situasjoner kan kanskje høy ytelse rettferdiggjøre begrenset forklaring eller ingen forklaring i det hele tatt, særlig dersom det finnes gode rutiner for etterkontroll, at kritikaliteten vurderes å være lav, eller at nytten man får ved å bruke KI-systemet veier tyngre enn krav til forklarbarhet. I andre tilfeller – som blant annet ved rettsavgjørelser, sosialtjenester eller automatisert saksbehandling – er forklar- og etterprøvbarehet ofte avgjørende for å sikre rettssikkerhet og legitimitet. I slike situasjoner vil det være langt vanskeligere å støtte seg på KI-systemer som ikke kan gi en forståelig begrunnelse for sin output.

Hvordan man skal balansere kravet til forklarbarhet og transparens med ønsket om høy ytelse og effektivitet blir altså et viktig spørsmål fremover. Det finnes ingen enkel løsning, men heller et behov for kontekstavhengige vurderinger. En mulighet er å skille mellom ulike risikonivåer. For eksempel kan man argumentere for at jo større konsekvensene er for enkeltpersoner, samfunn eller virksomhet, jo høyere bør kravene til forklarbarhet og etterprøvbarehet være. Der teknologien brukes som støtteverktøy under menneskelig kontroll, og konsekvensene er begrensede, kan det derimot være mer akseptabelt med lavere forklarbarhet – så lenge bruken er bevisst og dokumentert. Samtidig kan tillit også bygges gjennom andre mekanismer enn full teknisk forståelse og gjennomsiktighet, for eksempel gjennom grundig testing, tydelige ansvarsforhold, opplæring, brukerinvolvering og regulering. Det handler i bunn og grunn om å skape tillit

gjennom praksis, der brukerne får dokumentert at teknologien fungerer som den skal, at den er brukt på en ansvarlig måte, og at det finnes muligheter for å ettergå eller overprøve beslutninger når det trengs.

Det skal legges til at KI-forskere og utviklingsmiljøer selvsagt er klar over utfordringene knyttet til manglende transparens og forklarbarhet, og det forskes derfor intensivt innenfor feltet *forklarbar KI* (explainable AI, forkortet til XAI). Målet er å gjøre det mulig å bedre forstå hvordan KI-modeller fungerer og hvilke faktorer som påvirker beslutningene. Det finnes allerede etablerte teknikker som kan bidra til økt forklarbarhet og transparens (for eksempel rammeverkene LIME og SHAP). Andre grep som kan bidra til å forklare atferden til KI-modeller er blant annet visuelle fremstillinger av aktiveringsmønstre i nevrale nettverk og såkalte «heatmaps» for å forstå hvilke deler av bildene som bildegjenkjenningsalgoritmer «ser på» for å gjøre klassifiseringsoppgaver. I enkelte tilfeller kan man dessuten bruke enklere KI-modeller som etterligner de mer komplekse modellene for å forstå deres atferd. Men til tross for at man altså har en del virkemiddel i verktøyskuffen, så er forklarbarhet fortsatt en særdeles krevende utfordring. Jo større og mer avanserte KI-modellene blir, desto vanskeligere blir det å skape forklaringer som er riktige, presise og forståelige. Det er derfor behov for mye mer forskning på dette feltet i tiden som kommer.

I møte med utfordringene beskrevet i de foregående avsnittene vil KI-forordningen få stor betydning. Forordningen, som er under implementering i Norge, vil pålegge virksomheter som bruker KI – særlig dersom det er snakk om såkalte «høyrisiko-systemer» – en rekke krav knyttet til blant annet forklarbarhet, sikkerhet, dokumentasjon, overvåking og risikovurdering. Dette innebærer at virksomheter i både offentlig og privat sektor må, så godt det lar seg gjøre, redegjøre for hvordan systemene virker, hvilke data som brukes og hvilke tiltak som er iverksatt for å sikre etterlevelse av personvern og menneskerettigheter. KI-forordningen representerer et viktig skritt i retning av å sikre ansvarlig og tillitsbasert KI-bruk. Samtidig uttrykkes det bekymring fra enkelte om at slike reguleringer, dersom de blir for byråkratiske og rigide, vil kunne hemme innovasjon og forsinke adopsjonsraten i Norge og resten av Europa. Det pekes blant annet på at små og mellomstore virksomheter i Norge kan få utfordringer med å etterleve omfattende krav, noe som potensielt kan gjøre dem mindre konkurransedyktige opp imot aktører i land med mer fleksible regulatoriske rammer.

KI-forordningen og andre regulatoriske rammeverk leder dermed til følgende utfordring, hvordan finne en balanse mellom nødvendig regulering og innovasjonsfrihet? På den ene siden må vi ivareta grunnleggende verdier i det norske arbeidslivet (og i samfunnet ellers), som medvirkning, åpenhet, tillit og ansvarlighet. På den andre siden må vi sikre at norske virksomheter ikke bremses unødig i en tid teknologisk utvikling skjer raskt. Å finne denne balansen krever at vi utvikler regulatoriske rammer som både fremmer ansvarlig KI-bruk og gir rom for eksperimentering og læring. Det innebærer også å styrke kompetansen hos beslutningstakere, utviklere og brukere, slik at de forstår muligheter, utfordringer og begrensninger ved teknologien. Brukere og fagfolk med domeneekspertise må dessuten involveres tidlig i utviklingsløpene, ikke bare for å sikre bedre KI-løsninger og utviklingsprosesser, men også for å ivareta etiske hensyn. I sum handler altså ikke dette bare om teknologi og juss, men om hvilket arbeidsliv og samfunnsstruktur man ønsker å videreutvikle i møte med KI.

7.8 Tillitsvalgtes og ansattes rolle i møte med kunstig intelligens

Norsk arbeidsliv kjennetegnes av et sterkt institusjonalisert partssamarbeid, der arbeidsgiver- og arbeidstakerorganisasjonene samarbeider om utvikling av virksomhetene. I hovedavtalene Akademikerne og Akademikernes medlemsorganisasjoner er part i er det formuleringer som legger klare føringer og slår fast at tillitsvalgte skal involveres i omstillings- og utviklingsarbeid, og ofte er utvikling av teknologi fremhevet

eksplisitt. Det innebærer at arbeidsgivere har et ansvar for å gi tillitsvalgte og medarbeidere relevant informasjon og reell mulighet til å påvirke beslutninger. Samtidig stiller hovedavtalene også krav til medarbeidere om at de har et medansvar for videreutvikling av virksomheten de er ansatt i. Partsmodellen bidrar generelt til å skape legitimitet og tillit til politikk og tiltak som blir implementert. Det er særlig viktig når det gjelder teknologier med potensielt stor innvirkning på samfunnet og individuelle rettigheter. Det er derfor avgjørende at myndighetene holder partene tett koblet på prosessene vi står overfor fremover, blant annet med tilpasningen til EUs KI-forordning.

Funn fra panelundersøkelsen viser at 20 prosent (i snitt) av tillitsvalgte er involvert i en av følgende prosesser: «innkjøp/utvikling/implementering av KI og KI-bruk», og at det er ingen statistiske forskjeller mellom sektorene (privat sektor, statlig sektor, kommunal sektor og helseforetak). Dersom tillitsvalgte svarer at de er involvert i én av disse fasene, har de høyere sannsynlighet for å svare positivt på de andre. Dette samsvarer med tidligere forskning som Fafo har gjort om medvirkning forbundet med digitalisering (Bråten et al., 2023), der det blant annet konkluderes med at det ser ut til å være et «gap mellom praksis og innholdet i avtaleverket». Det er viktig å merke seg at graden av involvering er relativt lav i alle kategoriene og på tvers av sektorer. Dette bør tolkes som at det er rom for forbedring når det gjelder å involvere tillitsvalgte i KI-relaterte prosesser.

Flere forhold kan være med på å forklare den relativt lave graden av involvering vi ser i funnene. For det første er KI som teknologifelt fortsatt ganske nytt i mange virksomheter. Det kan føre til at arbeidsgivere ikke automatisk tenker på dette som et område hvor tillitsvalgte bør involveres på samme måte som ved andre omstillingsprosesser. Samtidig har det vært digitaliseringsprosesser i norsk arbeidsliv i flere tiår, og hovedavtalene har lenge vært tydelige på at tillitsvalgte skal involveres ved utviklings- og omstillingsprosesser. Dette kan indikere at det ikke bare handler om at teknologien er ny, men også om manglende rutiner, bevissthet eller vilje til å sikre medvirkning i praksis. Det er også mulig at begrepet «KI» i seg selv oppleves uklart og teknisk for mange i organisasjonen, noe som kan føre til at prosesser ikke anses som omstillings- eller utviklingsprosesser som omfattes av partsamarbeidet. Dersom KI introduseres gradvis og via enkelttiltak eller avgrensede pilotprosjekter, kan dette i praksis skje uten at det løftes opp til diskusjon på et nivå der tillitsvalgte kobles på. Dette er i så fall svært uheldig.

Det er dessuten grunn til å tro at manglende kompetanse om KI, både blant arbeidsgivere og tillitsvalgte, kan bidra til at man ikke ser potensialet for medvirkning, eller at man ikke har tilstrekkelig innsikt til å identifisere hvilke spørsmål som bør løftes i samarbeid mellom partene. Det samlede bildet tyder derfor på at det er et stort forbedringspotensial, både når det gjelder å tydeliggjøre betydningen av medvirkning i møte med KI, og å utvikle praktiske verktøy og arenaer som gjør det mulig å skape gode medvirkningsprosesser.

Videre tyder funnene i studien på at oppfordringen om å involvere tillitsvalgte «så tidlig som mulig» i prosesser som omhandler teknologivalg og utvikling, praktiseres ulikt i norsk arbeidsliv. Vi har eksempler fra intervjuene som viser at tidspunktet for involvering av tillitsvalgte (og medarbeidere) varierer betydelig mellom virksomheter i både offentlig og privat sektor. Enkelte aktører trekker tillitsvalgte aktivt inn i idé- og planleggingsfasen, mens andre venter til implementeringsfasen, eller utelater involvering nærmest fullstendig. Det er nettopp i de tidlige fasene, når formål, behov og rammene for teknologibruk skal defineres, at muligheten for faktisk påvirkning er størst. Dersom involvering først skjer etter at valg er tatt og løsninger er utviklet, risikerer man at medvirkning reduseres til informasjonsdeling. Dette kan være uheldig fra både et teknologisk og forretningsmessig perspektiv, da man risikerer at man utvikler og/eller tar i bruk teknologi som

er lite egnet i den spesifikke konteksten. Det kan dessuten bidra til å svekke tilliten og forankringen i organisasjonen og dermed gjøre innføringen mer krevende. Samtidig er prinsippet om involvering så tidlig som mulig åpen for tolkning – hva er tidlig? Dette tolkningsrommet kan bidra til variasjoner i praksis.

Det som vi vet kan variere i stor grad mellom organisasjoner og mellom ledere, er hvordan man forstår innføringen av teknologi og KI. Er det en større og mer gjennomgripende organisasjonsendring, eller er det «bare» en innføring av et nytt verktøy? For at involvering skal være reell og meningsfull, må det finnes en bevissthet om at innføringen av KI ikke bare handler om teknologi, men representerer en større organisasjonsendring – med potensial til å påvirke både arbeidsoppgaver, arbeidsprosesser og hvordan ansatte utfører jobben sin. Det kan være verdt å undersøke nærmere om denne forståelsen eller bevisstheten varierer mellom ulike yrkessketter, avhengig av faktorer som historikk, tradisjoner og arbeidets eller arbeidsplassens karakter. Dette skillet går ikke nødvendigvis mellom offentlig og privat sektor, men kanskje heller mellom det som tradisjonelt kalles *industri* og organisasjoner knyttet til denne sektoren (som nå kan betegnes som kunnskapsorganisasjoner fordi de i over flere tiår har utviklet seg med flere typer aktiviteter innad i virksomheten), og mer «moderne» og «typiske» kunnskapsorganisasjoner som ikke har tilknytning til industrien.

Den norske modellen og partssamarbeidet kan sies å springe ut fra det økte konfliktbildet som etter hvert preget arbeidslivet under utvikling i den industrielle revolusjonen på slutten av 1800-tallet, hvor den første hovedavtalen mellom partene i Norge i 1935 markerte starten og fortsatt kan ansees som grunnleggende for dagens institusjonaliserte samarbeid. Med bakgrunn i dette kan det være en mulighet for at involvering «naturlig» utøves ulikt mellom sektorer. Mens industrisektoren og «hybrid-industrielle» virksomheter har involvering av tillitsvalgte som ryggmargsrefleks i enhver prosess som påvirker medarbeidernes arbeid og/eller arbeidshverdag, kan man tenke seg at dette kan være litt løsere organisert og ikke like integrert i «yngre» kunnskapsorganisasjoner – til tross for et sterkt partssamarbeid og at den norske modellen har høy anseelse også i disse. Det kan bety at tillitsvalgte naturlig involveres i åpenbare prosesser, men ikke nødvendigvis like automatisk i prosesser som involverer nyere faktorer som for eksempel KI. I de tradisjonelle industribedriftene er tillitsvalgtrollen klart regulert, den er kritisk for å – sammen med ledelsen – ivareta liv og helse, og er et tydelig og synlig bindeledd mellom medarbeiderne og ledelsen, som det dessuten heftes stor tillit ved. På den andre siden kan «yngre» kunnskapsorganisasjoner ha mindre tradisjon og historikk i bagasjen, uten at det nødvendigvis betyr at det er mindre vekt på partssamarbeid og den norske modellen. Andre faktorer som kan spille inn er arbeidets natur, hvor arbeidsoppgavene og arbeidsprosessene på en kunnskapsarbeidsplass jevnt over innebærer mindre umiddelbar risiko for liv og helse, enda større grad av autonomi og selvledelse, og flatere struktur. Man er kanskje også, på et vis, enda mer individuelt ansvarlig for kvaliteten på arbeidsutførelse og sluttprodukt fordi produksjonen er et resultat av eget kognitivt arbeid. Samtidig vil interesse for og kompetanse når det gjelder KI variere mellom ansatte. Derfor kan det å styrke involvering og medvirkning gjennom å legge til rette for bredere deltakelse i ulike deler av idé-, utviklings- og implementeringsprosessene, være en mulighet.

Det fremstår tydelig at organisasjonskultur og ledelse har stor betydning for hvordan tillitsvalgte involveres. Virksomheter med en etablert kultur for medvirkning, og ledere som ser verdien av å inkludere de ansatte og deres representanter tidlig, ser også ut til å ha mer strukturerte medvirkningsprosesser. Størrelse på virksomheten kan også spille en rolle, der større organisasjoner ofte har mer formaliserte strukturer for medvirkning og over tid bygd en *medvirkningskultur*. Dette har også tidligere forskning dokumentert (Bråten et al., 2023). Det er likevel viktig å understreke at det finnes betydelige variasjoner når det gjelder involvering

av tillitsvalgte og medvirkningsprosesser dersom man tar utgangspunkt i virksomhetsstørrelse. Det er ikke slik at større organisasjoner automatisk er bedre på partssamarbeid, eller at små virksomheter nødvendigvis har dårligere medvirkningskultur. I intervjuene kom det fram en variasjon i strukturelle karakteristikk og praksiser for involvering. I enkelte større organisasjoner kan avstanden mellom beslutningstakere og ansatte være så stor at det blir utfordrende å opprettholde reell involvering og dialog. Hierarkiske strukturer og kompleksitet kan i slike tilfeller bidra til at partssamarbeidet svekkes, til tross for tilgjengelige ressurser og formelle mekanismer for medvirkning. Samtidig finnes det små og mellomstore virksomheter der involvering av ansatte og tillitsvalgte er sterkt integrert i kulturen – enten fordi det er bevisst etablert, eller fordi det har utviklet seg som en nødvendig praksis i fravær av spesialiserte støttefunksjoner, som egne medvirkningsorgan, IT- eller utviklingsavdelinger. I slike tilfeller blir ansatte og tillitsvalgte trukket naturlig inn i beslutningsprosesser fordi deres innsikt og erfaring er avgjørende for å lykkes med utvikling og implementering av ny teknologi.

Våre funn tyder på at KI i liten grad skiller seg fra andre former for digitalisering når det gjelder involvering av tillitsvalgte. Virksomheter som har vært flinke til å involvere tillitsvalgte og medarbeidere i tidligere digitaliseringsprosjekter, viderefører nok som regel disse prinsippene og praksisene dersom det handler om utvikling og bruk av KI. Mange av de samme utfordringene som er kjent fra tidligere digitaliseringsprosesser – som for eksempel sen involvering, uklar rolleforståelse og teknologiprojekter som kjøres utenfor etablerte medbestemmelsesstrukturer – gjør seg dessuten gjeldende i KI-relaterte prosjekter. Samtidig reiser KI som sagt nye og mer komplekse spørsmål, blant annet knyttet til personvern, potensiell reduksjon av autonomi og utøvelse av skjønn, og dette kan tale for at behovet for tidlig og reell medvirkning er enda større enn for andre og «enklere» digitale teknologier. Vi mener dette viser at det er behov for økt oppmerksomhet rundt hvordan hovedavtalenes prinsipp om tidlig involvering av tillitsvalgte og ansatte faktisk praktiseres i møte med ny teknologi. Ikke minst at arbeidsgivere, ledere og fagforeninger tar et felles ansvar for å sikre at medvirkning ikke blir et punkt på et papir, men en reell og aktiv komponent i teknologiprosesser.

KI vil, som beskrevet tidligere i rapporten, kunne påvirke arbeidsinnhold og arbeidsformer for mange kunnskapsarbeidere på tvers av bransjer i årene som kommer. Teknologien har potensial til å effektivisere arbeidsprosesser og bidra som støtte i beslutningstaking, men kan også føre til mer dyptgripende endringer i selve karakteren av kunnskapsarbeid. I enkelte arbeidssituasjoner vil KI kunne svekke individuell vurdering, og i visse tilfeller utfordre kunnskapsarbeiderens faglige skjønn. Dersom KI brukes til styring av arbeidsprosesser og gjør prioriteringer automatisk, vil slik vi har diskutert tidligere arbeidstakere kunne føle at deres autonomi og kontroll reduseres. Tillitsvalgte har i denne sammenhengen en helt sentral rolle, ikke bare som representanter for arbeidstakernes interesser, men også som bærere av viktig kontekstforståelse. De kjenner arbeidets innhold, krav og normer, og forstår betydningen av at medarbeidere har frihet og ansvar til å bruke sitt skjønn og sin faglige kompetanse. For at innføring av KI skal skje på en måte som ivaretar grunnprinsipper i den norske modellen, som nettopp autonomi, tillit og medbestemmelse, er det avgjørende at tillitsvalgte gis reell anledning til å stille kritiske spørsmål. De bør blant annet få mulighet til å delta i drøftingsprosesser om hvordan teknologien påvirker arbeidsdeling menneske-maskin og ansvarsforhold, hvilke konsekvenser teknologien har for autonomi og fagutøvelse og etiske utfordringer. Videre kan tillitsvalgte spille en viktig rolle når det gjelder å evaluere hvorvidt teknologien er godt tilpasset arbeidskonteksten og medarbeidernes behov. Slike vurderinger er ikke bare viktige for å beskytte arbeidstakernes interesser, men også for å sikre at KI brukes på en måte som styrker kvaliteten på tjenestene og produktene som leveres.

En sentral egenskap ved KI og andre digitale teknologier, er teknologiens iboende plastisitet. KI er ikke statisk, men kan formes, justeres og tilpasses ulike behov, organisatoriske kontekster og verdigrunnlag. Dette gir både mulighet og ansvar for å utvikle og implementere KI på en måte som skaper verdi for virksomheten, samtidig som hensynet til faktorer som arbeidstakernes behov, det psykososiale arbeidsmiljøet og etiske forhold ivaretas. Tillitsvalgte spiller sammen med øvrige ansatte en nøkkelrolle i arbeidet med å tilpasse teknologien til lokale forhold, eller i *domestisering av teknologi* for å bruke et fagbegrep. Med sin innsikt i arbeidsprosesser og nære kontakt med de ansatte, kan tillitsvalgte bidra til å sikre at KI-løsninger tilpasses egen kontekst. God medvirkning vil kunne legge til rette for utvikling av teknologiske løsninger som oppleves som intuitive, relevante og nyttige – og dermed øker også sannsynligheten for reell gevinstrealisering. Samtidig kan tillitsvalgte fungere som en viktig kritiker eller eventuelt motstemme, ved å stille kritiske spørsmål om hvordan teknologien påvirker fagutøvelse, ansvarslinjer, kompetansebehov og personvern.

KI muliggjør nye former for overvåking og kontroll av ansatte, slik som beskrevet i kapittel 4.7 om algorit mestyrt ledelse. Man kan i dag bruke teknologi til å loggføre tastetrykk, overvåke tidsbruk på bestemte aktiviteter og analysere ansattes prestasjoner og ytelse. Dersom virksomheter bruker KI og andre digitale teknologier med innebygde overvåkningsfunksjoner reises betydelige etiske spørsmål (og i noen tilfeller også juridiske spørsmål), blant annet knyttet til personvern, prinsippet om dataminimering, informert samtykke med mere. I tillegg utfordres grunnleggende normer for hvordan ansatte bør behandles, og hvordan forholdet mellom arbeidsgiver og arbeidstaker skal balanseres. Involvering av tillitsvalgte og medarbeidere er viktig for å sikre at KI og annen digital teknologi ikke brukes som kontrollverktøy på en uetisk og inngripende måte overfor ansatte. Tillitsvalgte har både mandat og gjerne også innsikt til å vurdere hvorvidt overvåking er nødvendig, forsvarlig og rettferdig – og dessuten om den er i tråd med arbeidsmiljølovens krav om et fullt forsvarlig arbeidsmiljø (§ 4-1) og reglene i personvernforordningen (GDPR). De bør dessuten gis mulighet til å evaluere hvorvidt teknologi er nødvendig for å løse utfordringen som virksomheten står overfor og om man kan nå målet med mindre inngripende midler. Videre bør de kunne stille spørsmål om hvordan de ansatte informeres, og hvordan deres opplevelse av tillit og autonomi påvirkes. Vi vil understreke at akkurat dette er særlig viktig dersom det er snakk om KI-løsninger eller andre digitale verktøy som brukes til styring av arbeid og har innebygd overvåkningsfunksjonalitet.

Tillitsvalgte kan og bør altså ha en viktig rolle når det gjelder å påvirke hvordan teknologien faktisk brukes, ikke bare om den skal tas i bruk i utgangspunktet. KI brukt til styring av arbeid trenger ikke nødvendigvis føre til overvåking, den kan også brukes til å gi ansatte mer innsikt i egen innsats, støtte refleksjon og bidra til bedre ressursbruk. Dette fordrer at teknologien brukes på en transparent og tillitsbasert måte, og at de ansatte har hatt anledning til å gi innspill i utviklingsprosessen. Tillitsvalgtes og ansattes medvirkning er en nøkkel for å lykkes med denne balanseringen. Involvering av tillitsvalgte og øvrige ansatte vil dessuten kunne bidra til å bygge legitimitet rundt teknologiinnføringen, og sikre at ansatte har reell mulighet til å påvirke hvordan nye systemer endrer deres arbeidshverdag.

Manglende kompetanse kan slik som påpekt i intervjuene redusere tillitsvalgtes muligheter for å delta aktivt og konstruktivt i medvirkningsprosesser som omhandler utvikling og bruk av KI. Det kan dessuten føre til mindre engasjement og ønske om å påvirke. For at tillitsvalgte skal ha reell påvirkningskraft i medvirkningsprosesser er det avgjørende at de har tilstrekkelig innsikt til å kunne stille kritiske spørsmål. Det er dessuten nødvendig med en grunnleggende forståelse av hvordan teknologien kan påvirke medarbeiderne, arbeidsprosesser og virksomheten mer helhetlig. Dette vil i mange tilfeller forde tilførsel av kompetanse. Et viktig spørsmål er imidlertid hvordan slik kompetanseheving skal organiseres og hvem som har ansvaret for

den. Er det den tillitsvalgtes egen oppgave å oppsøke kunnskap, eller har arbeidsgiver ansvaret for å tilby opplæring og læringsarenaer? Fra et partssamarbeidsperspektiv er det nærliggende å mene at ansvaret bør være delt. Arbeidsgiver bør forsøke å legge til rette for opplæring, dialogarenaer og samarbeid med fagmiljøer som kan tilby relevant innsikt. Samtidig bør også tillitsvalgte og øvrige ansatte ta et visst ansvar for å heve egen teknologiforståelse.

Ideelt sett bør derfor tillitsvalgte få tilbud om kompetanseheving som gjør dem i stand til å forstå både hvordan KI fungerer teknisk på et grunnleggende nivå, og hvilke muligheter og begrensninger teknologien har i deres spesifikke arbeidskontekst. Dette inkluderer forståelse for teknologienes styrker og svakheter, deres potensielle innvirkning på autonomi og fagutøvelse, og ikke minst kjennskap til etiske og juridiske spørsmål som personvern, (manglende) transparens og ansvar.

Samtidig er det verdt å drøfte hvor realistisk det er å forvente at tillitsvalgte skal tilegne seg slik innsikt, med tanke på tid og kapasitet de har til rådighet og tilgjengelige ressurser. KI-feltet er både teknisk komplekst og i rask utvikling (slik vi har vist i kapittel 3), og det har svært mange undertemaer som over tid har utviklet seg til å bli egne fagområder eller undergrener. Det er derfor ikke realistisk å forvente at tillitsvalgte skal bli «eksperter på KI» eller de mange undertemaene teknologien omfatter. Vi vil likevel understreke at det både er mulig, og sterkt ønskelig, at tillitsvalgte får tilgang til kompetansehevende tiltak som gir dem en grunnleggende forståelse av teknologien. Ambisjonen bør være å oppnå kunnskap – en form for utvidet teknologiforståelse – på et nivå som gjør dem i stand til å stille relevante spørsmål og bidra på en informert og konstruktiv måte i dialoger om teknologivalg, utvikling og innføring av KI-løsninger. Dette vil ikke bare styrke kvaliteten på medvirkningsprosessene, men også bidra til å bevare og videreutvikle partssamarbeidet som en bærebjelke i norsk arbeidsliv.

Å tilby intern opplæring i KI er ikke nødvendigvis enkelt for arbeidsgivere, ettersom at også ledere og sentrale medarbeidere ofte står uten tilstrekkelig kunnskap om teknologien. I mange kunnskapsintensive virksomheter, spesielt små og mellomstore, finnes det ikke egne IT-avdelinger eller dedikerte ressurser med spisskompetanse på KI eller annen digital teknologi. Mange arbeidsgivere har derfor verken forutsetninger eller kapasitet til å tilby intern opplæring. I slike situasjoner kan det være aktuelt å henvende seg til eksterne aktører, for eksempel forskningsmiljøer, fagforeninger, bransjeorganisasjoner eller leverandører med kompetanse på feltet. En mulighet som virksomheter kan vurdere, er å legge til rette for en kollektiv kompetanseutvikling der ledere, tillitsvalgte og øvrige ansatte sammen deltar i opplæring, diskusjoner og utforsking av hvordan KI påvirker nettopp deres virksomhet. En slik kollektiv tilnærming til læring kan bidra til å styrke teknologiforståelsen, og dessuten bidra til bedre forankring, økt tillit og et mer velfungerende samarbeid på tvers av roller. Det kan derfor være hensiktsmessig å etablere felles læringsarenaer, for eksempel tverrfaglige workshoper eller felles kompetanseprogrammer, der tillitsvalgte, ledere og øvrige ansatte i organisasjonen kan utforske hvordan KI påvirker deres virksomhet. Slike arenaer kan både bidra til felles forståelse og styrke dialogen i utviklings- og implementeringsprosesser.

God involvering av tillitsvalgte og ansatte gir mulighet til å stille relevante spørsmål som: Hva er formålet med KI-verktøyet? Hvilke arbeidsprosesser vil det påvirke? Hvordan sikrer vi at teknologien støtter, heller enn styrer, menneskelig arbeid? I praksis kan dette innebære at partene blant annet samarbeider om: 1) *risiko- og konsekvensvurderinger*, både knyttet til arbeidsmiljø, personvern, rettssikkerhet og autonomi, 2) *utforming av rutiner for testing, evaluering og oppfølging av KI-verktøy*, slik at ansatte får mulighet til å påvirke bruken og gi tilbakemeldinger, 3) *kompetanseutvikling og opplæring*, der tillitsvalgte kan bidra til å sikre at ingen

arbeidstakere blir hengende etter eller utelatt i møte med ny teknologi og 4) *diskusjoner om ansvar og kontroll*, spesielt ved innføring av teknologi som muliggjør algoritmestyrte ledelse, overvåking og automatisert beslutningsstøtte. På denne måten legges det til rette for en reell og meningsfull medvirkning som er i tråd med hovedavtalenes prinsipper og intensjoner, samtidig som det bidrar til at KI implementeres på en trygg, ansvarlig og effektiv måte – med større sannsynlighet for å realisere faktiske gevinster for både virksomheten og arbeidstakerne.

7.9 Våre anbefalinger

Våre anbefalinger er rettet mot kunnskapsarbeidere (individnivået), virksomheter og ledere, samt øvrige myndigheter. Selv om enkelte av anbefalingene er utarbeidet for å treffe én målgruppe, går mange av rådene på tvers og forutsetter samspill mellom aktørene for å lykkes. KI vil som vi har vist i denne rapporten kunne påvirke den enkelte arbeidstakers rolle, hvordan arbeid organiseres, og hvilke rammer som bør ligge til grunn. Det er derfor behov for helhetlige og koordinerte tilnærminger – der både partssamarbeid, kompetansebygging og regulering trekkes inn. I det følgende presenteres våre anbefalinger:

Utvikle teknologiforståelse tilpasset egen arbeidshverdag: Kunnskapsarbeidere bør ha en grunnleggende forståelse av hvordan KI-systemer fungerer, hva teknologien er god til og hvor den har begrensninger. Dette betyr ikke nødvendigvis at man må lære seg programmering eller forstå det matematiske metodegrunnlaget som teknologien bygger på, men det vil være hensiktsmessig å ha en overordnet forståelse av hvordan KI-løsninger genererer resultater, hvilke typer feil som er vanlige (som for eksempel hallusinasjoner i store språkmodeller), og hvordan man går frem for å tolke output kritisk.

Bruk KI hovedsakelig som et støtteverktøy og ikke som en erstatning for faglig skjønn: KI bør betraktes som et supplement til fagkompetansen og eget skjønn – ikke som en erstatning. Kunnskapsarbeidere bør bruke teknologien til å effektivisere prosesser, utforske problemstillinger og generere idéer, men samtidig være kritiske til svarene som produseres. Det er viktig å bevare evnen til selvstendig vurdering og faglig refleksjon. Dette innebærer ikke at KI ikke bør brukes til å automatisere visse prosesser eller deler av arbeidet, men at faglig (menneskelig) skjønn fortsatt bør inngå som en viktig komponent i utøvelsen av kunnskapsarbeid.

Ta aktivt eierskap til læring og kompetanseutvikling i samspill med KI: KI kan fungere som en lærings- og sparringspartner, men det krever at man har en strategi for hvordan teknologien skal støtte faglig utvikling. Mange KI-verktøy, som for eksempel store språkmodeller og kodeassistenter, kan fungere som lærings- og sparringspartnere i arbeidshverdagen. Slike verktøy kan for eksempel gi forslag til løsninger, forklare begreper eller støtte problemløsning. Men for at denne læringen skal skje i praksis, er det imidlertid avgjørende å bruke teknologien på en aktiv og reflektert måte. Det innebærer å ha en bevisst strategi for hvordan man bruker KI i eget arbeid, der KI ikke utelukkende brukes som en «svarmaskin», men heller som en læringsassistent som legger til rette for faglig utforskning. Dette fordrer en kombinasjon av teknologiforståelse og selvstendig faglig vurderingsevne.

Bygg KI-kompetanse hos kunnskapsarbeidere – både ansatte og ledere: Virksomheter bør tilby opplæring som ikke bare vektlegger funksjonalitet og teknisk bruk av KI-verktøy, men også hvordan man bør evaluere teknologien og være kritisk til output. Man bør tilby opplæring i personvern og KI-etikk til alle relevante grupper. KI-integrasjon i arbeidslivet krever ikke bare individuell tilpasning, men også kollektiv læring. Det anbefales at kunnskapsarbeidere deltar i faglige diskusjoner og delingsarenaer hvor erfaringer med bruk av

KI deles, både for å lære av hverandre og for å identifisere gode praksiser. Dette kan bidra til kompetansebygging og etisk refleksjon i bruk av teknologien.

Vær oppmerksom på hvordan KI påvirker arbeidsinnhold og autonomi: KI har potensial til å endre arbeidsinnhold og påvirke arbeidstakerens autonomi. Kunnskapsarbeidere bør derfor engasjere seg i hvordan KI implementeres og brukes i egen virksomhet, og bidra i diskusjoner om ansvar, etikk og faglig integritet.

Styrk medvirkning og partssamarbeid i KI-prosjekter: Det bør utvikles gode rutiner for tidlig involvering av tillitsvalgte og ansatte i prosesser som omhandler KI. Involveringen bør skje så tidlig som mulig, helst allerede i idé- og utviklingsfasene, og ikke kun i implementeringsfasen hvor mange sentrale beslutninger allerede er tatt og handlingsrommet for reell påvirkning er begrenset. Tidlig involvering gir tillitsvalgte og ansatte mulighet til å stille kritiske spørsmål om formålet med teknologien, hvilke problemer den skal løse, og hvilke konsekvenser den kan ha for arbeidsdeling, faglig skjønnsutøvelse og arbeidsmiljø. Dette kan bidra til å styrke de teknologiske løsningene i seg selv og den etiske og praktiske forankringen av KI-løsningene.

Utvikle arenaer for ansvarlig innovasjon og utvikling: Det er behov for mer systematiske arenaer hvor ansatte, ledere og tillitsvalgte sammen kan drøfte etiske, praktiske og organisatoriske konsekvenser av KI. Man bør bruke den norske modellen som inspirasjon og utgangspunkt. Norges sterke tradisjon for samarbeid og tillit mellom partene i arbeidslivet er et konkurransefortrinn i møte med ny teknologi, og bør aktivt brukes til å forme hvordan KI tas i bruk. Det kan være svært nyttig å etablere sandkasser der virksomheter får mulighet til å teste ut KI-løsninger i et kontrollert og forsvarlig miljø.

Utform tydelige retningslinjer og etiske rammeverk: Virksomheter bør utvikle egne retningslinjer for bruk av KI og forankre disse i organisasjonen. Det bør legges særlig vekt på transparens, personvern, etterrettelighet og ansvar. Videre bør det lages retningslinjer med klare prinsipper for hvordan data samles inn, lagres og brukes, hvordan KI-modeller skal forklares og dokumenteres (spesielt ved bruk av *black box-systemer*) og med en ansvarsavklaring for hvordan beslutninger tas når KI er involvert.

Følg med på regelverk og etiske retningslinjer: KI i arbeidslivet omfattes i økende grad av nasjonale og europeiske reguleringer, som for eksempel EUs KI-forordning som gradvis innføres i norsk arbeidsliv. Det er viktig at både virksomheter og kunnskapsarbeidere har oversikt over de rettslige og etiske rammene for KI-bruk innen eget domene, slik at de kan identifisere risikoer, følge rettspraksis og bidra til ansvarlig anvendelse av teknologien.

Ta høyde for at KI er plastisk/formbar: KI er ikke en ferdig, fastlåst teknologi – den er plastisk, i betydningen av at den kan tilpasses, formes og videreutvikles i møte med ulike arbeidsprosesser og behov. Teknologiens formbarhet gjør at den kan tilpasses gjennom valg av treningsdata, modellarkitektur, design og integrasjon i eksisterende systemer. Valg og utvikling bør derfor skje i dialog med de som skal bruke teknologien. Kunnskapsarbeidere sitter ofte med unik innsikt i hva som fungerer i deres arbeidshverdag, hvilke behov teknologien bør løse, og hvilke begrensninger som må hensyntas. Når de involveres i utvikling og tilpasning, øker sjansen for å skape løsninger som faktisk fungerer og som gir reell merverdi. Dette gjelder særlig i komplekse arbeidsmiljøer der oppgavene krever skjønn, kontekstforståelse og faglig vurdering – nettopp det som ofte er vanskelig å modellere og forutsi ved hjelp av teknologien alene.

Prioriter standardisering – gjør norske aktører i stand til å delta i internasjonalt standardiseringsarbeid: For å sikre at vi får standarder for KI som både er konkurransedyktige internasjonalt og samtidig tilpasset norsk arbeidsliv, er det særdeles viktig at norske aktører får anledning og kapasitet til å delta aktivt i standardiseringsarbeidet. Dette innebærer blant annet å styrke og støtte opp om arbeidet til Standard Norge, slik at de kan følge utviklingen tett og veilede virksomheter i hvordan standarder skal utvikles og brukes innenfor bestemte områder. I dag ser vi at det er betydelig kompetansemangel på dette feltet, og at Norge i liten grad utnytter det potensialet som ligger i å engasjere seg i standardiseringsprosesser – både når det gjelder utvikling og praktisk implementering. KI er en teknologi i rask utvikling, og det internasjonale kappløpet om å sette premissene for hvordan teknologien skal reguleres og standardiseres er allerede i gang. Dersom ikke norske bedrifter, forskningsmiljøer og partene i arbeidslivet involveres, risikerer vi at standardene formes uten hensyn til norske behov og verdier. Ved å bygge på styrkene i norsk arbeidsliv vil man ha grunnlag for standarder som ikke bare fremmer ansvarlig og rettferdig teknologiutvikling og bruk, men også åpner for innovasjon og verdiskaping. For å få til dette må norske aktører settes i stand til å bidra i det internasjonale standardiseringsarbeidet – ikke bare som brukere, men som aktive premissleverandører.

8 Referanser

- Acemoglu, D. (2021). *Harms of AI* (Working Paper No. 29247). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w29247>
- Acemoglu, D. (2024). The simple macroeconomics of AI. *Economic Policy*, eiae042. <https://doi.org/10.1093/epolic/eiae042>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). Artificial Intelligence, Automation, and Work. I *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* (s. 197–236). University of Chicago Press. <https://www.nber.org/books-and-chapters/economics-artificial-intelligence-agenda/artificial-intelligence-automation-and-work>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019a). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019b). *The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labor Demand* (Working Paper No. 25682). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w25682>
- Ahmad, Z., Rahim, S., Zubair, M., & Abdul-Ghaffar, J. (2021). Artificial intelligence (AI) in medicine, current applications and future role with special emphasis on its potential and promise in pathology: Present and future impact, obstacles including costs and acceptance among pathologists, practical and philosophical considerations. A comprehensive review. *Diagnostic Pathology*, 16(1), 24. <https://doi.org/10.1186/s13000-021-01085-4>
- Alzoubi, Y. I., & Mishra, A. (2024). Green artificial intelligence initiatives: Potentials and challenges. *Journal of Cleaner Production*, 468, 143090. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.143090>
- Ananthaswamy, A. (2024). *Why Machines Learn: The Elegant Math Behind Modern AI*. Dutton.
- Autor, D. H. (2015). Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- Babashahi, L., Barbosa, C. E., Lima, Y., Lyra, A., Salazar, H., Argôlo, M., Almeida, M. A. de, & Souza, J. M. de. (2024). AI in the Workplace: A Systematic Review of Skill Transformation in the Industry. *Administrative Sciences*, 14(6), Artikkel 6. <https://doi.org/10.3390/admsci14060127>
- Bahoo, S., Cucculelli, M., Goga, X., & Mondolo, J. (2024). Artificial intelligence in Finance: A comprehensive review through bibliometric and content analysis. *SN Business & Economics*, 4(2), 23. <https://doi.org/10.1007/s43546-023-00618-x>
- Baiocco, S., Fernández-Macías, E., Rani, U., & Pesole, A. (2022). *The Algorithmic Management of Work and its Implications in Different Contexts* (No. JRC129749; JRC Working Papers Series on Labour, Education and TEchnology 2022/02). European Commission.
- Bajwa, J., Munir, U., Nori, A., & Williams, B. (2021). Artificial intelligence in healthcare: Transforming the practice of medicine. *Future Healthcare Journal*, 8(2), e188–e194. <https://doi.org/10.7861/fhj.2021-0095>
- Balestrieri, R., Pesenti, J., & LeCun, Y. (2021). *Learning in High Dimension Always Amounts to Extrapolation* (No. arXiv:2110.09485). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.09485>
- Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021). On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big? *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 610–623. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445922>
- Benlian, A., Wiener, M., Cram, W. A., Krasnova, H., Maedche, A., Möhlmann, M., Recker, J., & Remus, U. (2022). Algorithmic Management. *Business & Information Systems Engineering*, 64(6), 825–839. <https://doi.org/10.1007/s12599-022-00764-w>
- Bérubé, M., Giannelis, T., & Vial, G. (2021). *Barriers to the Implementation of AI in Organizations: Findings from a Delphi Study*. Hawaii International Conference on System Sciences. <https://doi.org/10.24251/HICSS.2021.805>
- Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., Arx, S. von, Bernstein, M. S., Bohg, J., Bosselut, A., Brunskill, E., Brynjolfsson, E., Buch, S., Card, D., Castellon, R., Chatterji, N., Chen, A., Creel, K., Davis, J. Q., Demszky, D., ... Liang, P. (2022). *On the Opportunities and Risks of Foundation Models* (No. arXiv:2108.07258). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.07258>
- Brea, E., & Ford, J. A. (2023). Innovative Problem Solving in the Machine Learning Age: Is Domain Expertise Still Important? *Academy of Management Proceedings*, 2023(1), 14780. <https://doi.org/10.5465/AMPROC.2023.231bp>
- Bresnahan, T. F., & Trajtenberg, M. (1995). General purpose technologies ‘Engines of growth’? *Journal of Econometrics*, 65(1), 83–108. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01598-T](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01598-T)
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025). Generative AI at Work*. *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2), 889–942. <https://doi.org/10.1093/qje/qjae044>
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.
- Bråten, M., Andersen, R. K., Flatland, T., & Tranvik, T. (2023). *Digitalisering, personvern og tillitsvalgte medvirkning* (No. 2023:12). FAFO. <https://www.faf.no/zoo-publikasjoner/faf-rapporter/digitalisering-personvern-og-tillitsvalgte-medvirkning>
- Budhiraja, A., & Sharma, K. (2024). Machine Learning Infused Approach for Advancing Legal Predictive Analytics. *Communications on Applied Nonlinear Analysis*, 31(8s), 352–364. <https://doi.org/10.52783/cana.v31.1506>
- Cao, L. (2022). AI in Finance: Challenges, Techniques, and Opportunities. *ACM Comput. Surv.*, 55(3), 64:1–64:38. <https://doi.org/10.1145/3502289>

- Chauhan, V. K., Clifton, L., Salaün, A., Lu, H. Y., Branson, K., Schwab, P., Nigam, G., & Clifton, D. A. (2024). *Sample Selection Bias in Machine Learning for Healthcare* (No. arXiv:2405.07841). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.07841>
- Chollet, F. (2018). *Deep Learning with Python*. Manning.
- Crawford, K. (2021). *Atlas of AI: Power, politics, and the planetary costs of artificial intelligence*. Yale University Press.
- Cui, Z. (Kevin), Demirer, M., Jaffe, S., Musolff, L., Peng, S., & Salz, T. (2025). *The Effects of Generative AI on High-Skilled Work: Evidence from Three Field Experiments with Software Developers* (SSRN Scholarly Paper No. 4945566). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4945566>
- Davenport, T. H., & Kirby, J. (2016). *Only Humans Need Apply: Winners and Losers in the Age of Smart Machines*. Harper Business.
- de Vries, A. (2023). The growing energy footprint of artificial intelligence. *Joule*, 7(10), 2191–2194. <https://doi.org/10.1016/j.joule.2023.09.004>
- Dratsch, T., Chen, X., Rezazade Mehri, M., Kloeckner, R., Mähringer-Kunz, A., Püsken, M., Baeßler, B., Sauer, S., Maintz, D., & Pinto Dos Santos, D. (2023). Automation Bias in Mammography: The Impact of Artificial Intelligence BI-RADS Suggestions on Reader Performance. *Radiology*, 307(4), e222176. <https://doi.org/10.1148/radiol.222176>
- Dreyfus, H., & Dreyfus, S. E. (1986). *Mind Over Machine*. Simon and Schuster.
- Drucker, P. F. (1959). *Landmarks of Tomorrow*. Harper.
- Dumitru, D., & Halpern, D. F. (2023). Critical Thinking: Creating Job-Proof Skills for the Future of Work. *Journal of Intelligence*, 11(10), 194. <https://doi.org/10.3390/jintelligence11100194>
- Eggen, F. W., & Rønnes, R. (2017). *Fremtidens behov for akademikere* (Nos. 73–2017). Samfunnsøkonomisk analyse AS. <https://cdn.sanity.io/files/4zykl1i/production/cf60131a079492c52ca81e0829c9699e20f8a3bd.pdf/R73-2017%20Framtidens%20behov%20for%20akademikere.pdf>
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2024). GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs. *Science*, 384(6702), 1306–1308. <https://doi.org/10.1126/science.adj0998>
- Eschenbach, W. J. von. (2021). Transparency and the Black Box Problem: Why We Do Not Trust Ai. *Philosophy and Technology*, 34(4), 1607–1622. <https://doi.org/10.1007/s13347-021-00477-0>
- Ferrara, E. (2024). Fairness and Bias in Artificial Intelligence: A Brief Survey of Sources, Impacts, and Mitigation Strategies. *Sci*, 6(1), Artikkel 1. <https://doi.org/10.3390/sci6010003>
- Flatval, V., Jordell, H., Longvastøl, O., & Rønnes, R. (2023). *Kunstig intelligens i Norge – nytte, muligheter og barrierer* (Nos. 35–2023). Samfunnsøkonomisk analyse AS; flatv. https://www.nho.no/contentassets/3c125fc0083e42dfa0dd09dfc4260788/kunstig_intelligens_i_norge_hovedrapport_soa23.pdf
- Flobakk-Sitter, F., Ballo, J. G., Slette, A. L., & Drange, C. V. (2024). *Kunstig intelligens i arbeidslivet. En undersøkelse av yrkesgrupper tilknyttet Unio* (No. 23). NIFU.
- Frank, M. R., Autor, D., Bessen, J. E., Brynjolfsson, E., Cebrian, M., Deming, D. J., Feldman, M., Groh, M., Lobo, J., Moro, E., Wang, D., Youn, H., & Rahwan, I. (2019). Toward understanding the impact of artificial intelligence on labor. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 116(14), 6531–6539. <https://doi.org/10.1073/pnas.1900949116>
- Frey, C. B. (2019). *The Technology Trap: Capital, Labor, and Power in the Age of Automation*. Princeton University Press. <https://doi.org/10.2307/j.ctvc77cz1>
- Garcez, A. d'Avila, & Lamb, L. C. (2023). Neurosymbolic AI: The 3rd wave. *Artificial Intelligence Review*, 56(11), 12387–12406. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10448-w>
- Gerlich, M. (2025). AI Tools in Society: Impacts on Cognitive Offloading and the Future of Critical Thinking. *Societies*, 15(1), Artikkel 1. <https://doi.org/10.3390/soc15010006>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. The MIT press.
- Hatzius, J., Briggs, J., Kodnani, D., & Pierdomenico, G. (2023). *The potentially large effects of artificial intelligence on economic growth*. Goldman Sachs. <https://www.gspublishing.com/content/research/en/reports/2023/03/27/d64e052b-0f6e-45d7-967b-d7be35fabd16.html>
- Hoffmann, M., Boysel, S., Nagle, F., Peng, S., & Xu, K. (2025). *Generative AI and the Nature of Work* (SSRN Scholarly Paper No. 5007084). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5007084>
- Holst, L., Lämmermann, L., Mayer, V., Urbach, N., & Wendt, D. (2024). The Impact of the EU AI Act's Transparency Requirements on AI Innovation. *Wirtschaftsinformatik 2024 Proceedings*. <https://aisel.aisnet.org/wi2024/92>
- Humlum, A., & Vestergaard, E. (2025). *Large Language Models, Small Labor Market Effects* (SSRN Scholarly Paper No. 5219933). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5219933>
- Husarek, J., Hess, S., Razaecian, S., Ruder, T. D., Sehmisch, S., Müller, M., & Liodakis, E. (2024). Artificial intelligence in commercial fracture detection products: A systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy. *Scientific Reports*, 14(1), 23053. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-73058-8>
- Jacobsen, D. I., & Thorsvik, J. (2013). *Hvordan organisasjoner fungerer*. Fagbokforl.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., & Taylor, J. E. (2023). *An introduction to statistical learning: With applications in Python*. Springer.
- Jarrahi, M. H., Möhlmann, M., & Lee, M. K. (2023). Algorithmic Management: The Role of AI in Managing Workforces. *MIT Sloan Management Review*. <https://sloanreview.mit.edu/article/algorithmic-management-the-role-of-ai-in-managing-workforces/>

- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., & Suman, R. (2022). Artificial Intelligence Applications for Industry 4.0: A Literature-Based Study. *Journal of Industrial Integration and Management*, 07(01), 83–111. <https://doi.org/10.1142/S2424862221300040>
- Jumper, J., Evans, R., Pritzel, A., Green, T., Figurnov, M., Ronneberger, O., Tunyasuvunakool, K., Bates, R., Židek, A., Potapenko, A., Bridgland, A., Meyer, C., Kohl, S. A. A., Ballard, A. J., Cowie, A., Romera-Paredes, B., Nikolov, S., Jain, R., Adler, J., ... Hassabis, D. (2021). Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold. *Nature*, 596(7873), 583–589. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03819-2>
- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2025). *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition with Language Models* (3rd utg.). <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/>
- Kahneman, D. (2013). *Thinking, Fast and Slow*. Farrar, Straus and Giroux.
- Kaplan, J., McCandlish, S., Henighan, T., Brown, T. B., Chess, B., Child, R., Gray, S., Radford, A., Wu, J., & Amodei, D. (2020). *Scaling Laws for Neural Language Models* (No. arXiv:2001.08361). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.08361>
- Keleko, A. T., Kamsu-Foguem, B., Ngouna, R. H., & Tongne, A. (2022). Artificial intelligence and real-time predictive maintenance in industry 4.0: A bibliometric analysis. *AI and Ethics*, 2(4), 553–577. <https://doi.org/10.1007/s43681-021-00132-6>
- Kelly, B. S., Judge, C., Bollard, S. M., Clifford, S. M., Healy, G. M., Aziz, A., Mathur, P., Islam, S., Yeom, K. W., Lawlor, A., & Killeen, R. P. (2022). Radiology artificial intelligence: A systematic review and evaluation of methods (RAISE). *European Radiology*, 32(11), 7998–8007. <https://doi.org/10.1007/s00330-022-08784-6>
- Kinni, T. (2017, juni 21). *The Critical Difference Between Complex and Complicated*. MIT Sloan Management Review. <https://sloanreview.mit.edu/article/the-critical-difference-between-complex-and-complicated/>
- Kirchenbauer, J., & Barnes, C. (2024). *Hallucination Reduction in Large Language Models with Retrieval-Augmented Generation Using Wikipedia Knowledge*. OSF. <https://doi.org/10.31219/osf.io/pv7r5>
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2012/hash/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Abstract.html
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lee, H.-P. (Hank), Sarkar, A., Tankelevitch, L., Drosos, I., Rintel, S., Banks, R., & Wilson, N. (2025). The Impact of Generative AI on Critical Thinking: Self-Reported Reductions in Cognitive Effort and Confidence Effects From a Survey of Knowledge Workers. *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–22. <https://doi.org/10.1145/3706598.3713778>
- Lee, M. K., Kusbit, D., Metsky, E., & Dabbish, L. (2015). Working with Machines: The Impact of Algorithmic and Data-Driven Management on Human Workers. *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1603–1612. <https://doi.org/10.1145/2702123.2702548>
- Lehman, J., Meyerson, E., El-Gaaly, T., Stanley, K. O., & Ziyadeh, T. (2025). *Evolution and The Knightian Blindspot of Machine Learning* (No. arXiv:2501.13075). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.13075>
- Lervik, F. (2022). *Brytningstid—En studie av kunstig intelligens i norske banker og forsikringsselskap*. PA Consulting. <https://www.finansforbundet.no/content/uploads/2022/08/KI-i-norske-banker-og-forsikringsselskap-endelig-versjon.pdf>
- Lewis, P., Perez, E., Piktus, A., Petroni, F., Karpukhin, V., Goyal, N., Küttler, H., Lewis, M., Yih, W., Rocktäschel, T., Riedel, S., & Kiela, D. (2020). Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 9459–9474. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2020/hash/6b493230205f780e1bc26945df7481e5-Abstract.html>
- Lincoln, Y. S., & Guba, E. E. (1986). RESEARCH, EVALUATION, AND POLICY ANALYSIS: HEURISTICS FOR DISCIPLINED INQUIRY. *Review of Policy Research*, 5(3), 546–565. <https://doi.org/10.1111/j.1541-1338.1986.tb00429.x>
- Lippert, I., Kirchner, K., & Wiener, M. (2023). Context Matters: The Use of Algorithmic Management Mechanisms in Platform, Hybrid, and Traditional Work Contexts. *Proceedings of the 56th Hawaii International Conference on System Sciences*, 5282–5291.
- Luccioni, A. S., Viguier, S., & Ligozat, A.-L. (2023). Estimating the Carbon Footprint of BLOOM, a 176B Parameter Language Model. *Journal of Machine Learning Research*, 24, 1–15.
- Marcus, G., & Davis, E. (2019). *Rebooting AI: Building Artificial Intelligence We Can Trust*. Pantheon Books.
- Maslej, N., Fattorini, L., Perrault, R., Gil, Y., Parli, V., Kariuki, N., Capstick, E., Reuel, A., Brynjolfsson, E., Etchemendy, J., Ligett, K., Lyons, T., Manyika, J., Niebles, J. C., Shoham, Y., Wald, R., Walsh, T., Hamrah, A., Santarlasci, L., ... Oak, S. (2025). *The AI Index 2025 Annual Report*. AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI.
- McAfee, A. (2024). *The Economic Impact of Generative AI*. <https://ide.mit.edu/wp-content/uploads/2024/04/Davos-Report-Draft-XFN-Copy-01112024-Print-Version.pdf?x76181>
- McCloskey, M., & Cohen, N. J. (1989). Catastrophic Interference in Connectionist Networks: The Sequential Learning Problem. I G. H. Bower (Red.), *Psychology of Learning and Motivation* (Bd. 24, s. 109–165). Academic Press. [https://doi.org/10.1016/S0079-7421\(08\)60536-8](https://doi.org/10.1016/S0079-7421(08)60536-8)
- Mikalef, P., Conboy, K., Lundström, J. E., & Popović, A. (2022). Thinking responsibly about responsible AI and ‘the dark side’ of AI. *European Journal of Information Systems*, 31(3), 257–268. <https://doi.org/10.1080/0960085X.2022.2026621>
- Mikalef, P., Fjortoft, S. O., & Torvatn, H. Y. (2019). Artificial Intelligence in the Public Sector: A Study of Challenges and Opportunities for Norwegian Municipalities. I I. O. Pappas, P. Mikalef, Y. K. Dwivedi, L. Jaccheri, J. Krogstie, & M.

- Mäntymäki (Red.), *Digital Transformation for a Sustainable Society in the 21st Century* (Bd. 11701, s. 267–277). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-29374-1_22
- Milanez, A., Lemmens, A., & Ruggiu, C. (2025). *Algorithmic management in the workplace: New evidence from an OECD employer survey* (31. utg., OECD Artificial Intelligence Papers) [OECD Artificial Intelligence Papers]. <https://doi.org/10.1787/287c13c4-en>
- Miller, T., Durlík, I., Łobodzińska, A., Dorobczyński, L., & Jasionowski, R. (2024). AI in Context: Harnessing Domain Knowledge for Smarter Machine Learning. *Applied Sciences*, 14(24), Artikkel 24. <https://doi.org/10.3390/app142411612>
- Mitchell, M. (2019). *Artificial Intelligence: A Guide for Thinking Humans*. Farrar, Straus and Giroux.
- Mitchell, M. (2021). *Why AI is Harder Than We Think* (Versjon 2). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2104.12871>
- Moor, J. (2006). The Dartmouth College Artificial Intelligence Conference: The Next Fifty Years. *AI Mag.*, 27(4), 87–91. <https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1911>
- Moore, G. E. (1965). Cramming More Components onto Integrated Circuits. *Electronics*, 114–117.
- Morgeson, F. P., & Humphrey, S. E. (2006). The Work Design Questionnaire (WDQ): Developing and validating a comprehensive measure for assessing job design and the nature of work. *Journal of Applied Psychology*, 91(6), 1321–1339. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.91.6.1321>
- Nagell, H. (2024). *Når sjefen bruker kunstig intelligens. Hvilke konsekvenser algorit mestyrt ledelse har for ansatte*. Tankesmien Agenda.
- Naveed, H., Khan, A. U., Qiu, S., Saqib, M., Anwar, S., Usman, M., Akhtar, N., Barnes, N., & Mian, A. (2024). *A Comprehensive Overview of Large Language Models* (No. arXiv:2307.06435). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.06435>
- Neuer, M. J. (2025). *Machine Learning for Engineers: Introduction to Physics-Informed, Explainable Learning Methods for AI in Engineering Applications*. Springer.
- Noponen, N., Feshchenko, P., Auvinen, T., Luoma-aho, V., & Abrahamsson, P. (2024). Taylorism on steroids or enabling autonomy? A systematic review of algorithmic management. *Management Review Quarterly*, 74, 1695–1721. <https://doi.org/10.1007/s11301-023-00345-5>
- Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187–192. <https://doi.org/10.1126/science.adh2586>
- Odukoya, O. (2024). The Transformative Impact of Cloud Computing on Small and Medium-sized Enterprises (SMEs): A Comprehensive Analysis. *2024 International Conference on Smart Applications, Communications and Networking (SmartNets)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/SmartNets61466.2024.10577703>
- Ohalet, N. C., Aderibigbe, A. O., Ani, E. C., Ohenhen, P. E., & Abiodun Akinoso. (2023). Advancements in predictive maintenance in the oil and gas industry: A review of AI and data science applications. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 20(3), 167–181. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2023.20.3.2432>
- Okuyelu, O., & Adaji, O. (2024). AI-Driven Real-time Quality Monitoring and Process Optimization for Enhanced Manufacturing Performance. *Journal of Advances in Mathematics and Computer Science*, 39(4), 81–89. <https://doi.org/10.9734/jamcs/2024/v39i41883>
- Papagiannidis, E., Enholm, I. M., Dremel, C., Mikalef, P., & Krogstie, J. (2023). Toward AI Governance: Identifying Best Practices and Potential Barriers and Outcomes. *Information Systems Frontiers*, 25(1), 123–141. <https://doi.org/10.1007/s10796-022-10251-y>
- Patil, S. G., Zhang, T., Wang, X., & Gonzalez, J. E. (2023). *Gorilla: Large Language Model Connected with Massive APIs* (No. arXiv:2305.15334). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.15334>
- Paugh, R. (2025, mars 27). How the EU AI Act Will Reshape Global Innovation and Regulation. *Senior Executive*. <https://seniorexecutive.com/impact-of-eu-ai-act/>
- Plathottam, S. J., Rzonca, A., Lakhnori, R., & Iloeje, C. O. (2023). A review of artificial intelligence applications in manufacturing operations. *Journal of Advanced Manufacturing and Processing*, 5(3), e10159. <https://doi.org/10.1002/amp2.10159>
- Quteishat, E. M. A. (2024). Exploring the Role of AI in Modern Legal Practice: Opportunities, Challenges, and Ethical Implications. *Journal of Electrical Systems*, 20(6s), Artikkel 6s. <https://doi.org/10.52783/jes.3320>
- Rajaram, K., & Tinguely, P. N. (2024). Generative artificial intelligence in small and medium enterprises: Navigating its promises and challenges. *Business Horizons*, 67(5), 629–648. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.05.008>
- Rajpurkar, P., Chen, E., Banerjee, O., & Topol, E. J. (2022). AI in health and medicine. *Nature Medicine*, 28(1), 31–38. <https://doi.org/10.1038/s41591-021-01614-0>
- Robertson, M., & Swan, J. (2003). ‘Control – What Control?’ Culture and Ambiguity Within a Knowledge Intensive Firm*. *Journal of Management Studies*, 40(4), 831–858. <https://doi.org/10.1111/1467-6486.00362>
- Roest, C., Fransen, S. J., Kwee, T. C., & Yakar, D. (2022). Comparative Performance of Deep Learning and Radiologists for the Diagnosis and Localization of Clinically Significant Prostate Cancer at MRI: A Systematic Review. *Life*, 12(10), Artikkel 10. <https://doi.org/10.3390/life12101490>
- Ruan, J., Chen, Y., Zhang, B., Xu, Z., Bao, T., Du, G., Shi, S., Mao, H., Li, Z., Zeng, X., & Zhao, R. (2023). *TPTU: Large Language Model-based AI Agents for Task Planning and Tool Usage* (No. arXiv:2308.03427). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.03427>
- Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson.

- Røvik. (2007). *Trender og translasjoner: Ideer som former det 21. århundrets organisasjon*. Universitetsforl. https://www.nb.no/items/URN:NBN:no-nb_digibok_2014073106020
- Sandvik, A. M. (2011). Ledelse av kunnskapsarbeid. *Magma*, 14(3), Artikkel 3. <https://doi.org/10.23865/magma.v14.697>
- Sartori, L., & Theodorou, A. (2022). A sociotechnical perspective for the future of AI: Narratives, inequalities, and human control. *Ethics and Information Technology*, 24(1), 4. <https://doi.org/10.1007/s10676-022-09624-3>
- Shafi, S., & Parwani, A. V. (2023). Artificial intelligence in diagnostic pathology. *Diagnostic Pathology*, 18(1), 109. <https://doi.org/10.1186/s13000-023-01375-z>
- Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., van den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., Dieleman, S., Grewe, D., Nham, J., Kalchbrenner, N., Sutskever, I., Lillicrap, T., Leach, M., Kavukcuoglu, K., Graepel, T., & Hassabis, D. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484–489. <https://doi.org/10.1038/nature16961>
- Silver, D., Singh, S., Precup, D., & Sutton, R. S. (2021). Reward is enough. *Artificial Intelligence*, 299, 103535. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2021.103535>
- Strümke, I. (2023). *Maskiner som tenker*. Kagge.
- Sturmberg, J. P., Martin, C. M., & Katerndahl, D. A. (2017). It is complicated! - Misunderstanding the complexities of «complex». *Journal of Evaluation in Clinical Practice*, 23(2), 426–429. <https://doi.org/10.1111/jep.12579>
- Summerfield, C. (2023). *Natural General Intelligence: How understanding the brain can help us build AI* (1. utg.). Oxford University PressOxford. <https://doi.org/10.1093/oso/9780192843883.001.0001>
- Surden, H. (2021). Machine learning and law: An overview. I R. Vogl (Red.), *Research handbook on big data law*. Edward Elgar Publishing Limited. <https://doi.org/10.4337/9781788972826>
- Susskind, R., & Susskind, D. (2022). *The Future of the Professions: How Technology Will Transform the Work of Human Experts, Updated Edition*. Oxford University Press.
- Sutton, R. (2019). *The bitter lesson. Incomplete Ideas (blog)*. The bitter lesson. Incomplete Ideas. <http://www.incompleteideas.net/IncIdeas/BitterLesson.html>
- Svalheim, T., Skjeldrum, J. O., Winther-Larsen, S., Midttømme, K., & Erraia, J. (2023). *KI: Betydning for arbeidsstyrken. En analyse av potensialet for kunstig intelligens-drevet effektivisering i norsk næringsliv*. (No. 127/2023; Menon-publikasjon). Menon Economics.
- Tekna. (2024). *Bruk av kunstig intelligens på arbeidsplassene—Medlemsundersøkelse 2024*. <https://www.tekna.no/globalassets/filer/media/rapport-bruk-av-ki-blant-medlemmene-2024.pdf>
- Thagaard, T. (2018). *Systematikk og innlevelse en innføring i kvalitative metoder* (5. utg). Fagbokforl.
- Thomas, L. B., Mastorides, S. M., Viswanadhan, N. A., Jakey, C. E., & Borkowski, A. A. (2021). Artificial Intelligence: Review of Current and Future Applications in Medicine. *Federal Practitioner*, 38(11), 527–538. <https://doi.org/10.12788/fp.0174>
- Tomada, L. (2022). Start-ups and the proposed EU AI Act: Bridges or Barriers in the path from Invention to Innovation? *JIPITEC – Journal of Intellectual Property, Information Technology and E-Commerce Law*, 13(1), Artikkel 1. <https://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:0009-29-55118>
- Tonmoy, S. M. T. I., Zaman, S. M. M., Jain, V., Rani, A., Rawte, V., Chadha, A., & Das, A. (2024). *A Comprehensive Survey of Hallucination Mitigation Techniques in Large Language Models* (No. arXiv:2401.01313). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.01313>
- Torvatn, H., Kløve, B., & Landmark, A. D. (2017). *Ansattes syn på digitalisering—En nasjonal kartlegging av digitale forhold som skaper stress og opplevd produktivitet* (No. 2017:00681; s. 56). SINTEF. <https://www.sintef.no/globalassets/sintef-teknologi-og-samfunn/rapporter-sintef-ts/rapport-00681-ansattes-syn-pa-digitalisering.pdf>
- Ucar, A., Karakose, M., & Kırımca, N. (2024). Artificial Intelligence for Predictive Maintenance Applications: Key Components, Trustworthiness, and Future Trends. *Applied Sciences*, 14(2), Artikkel 2. <https://doi.org/10.3390/app14020898>
- van Laar, E., van Deursen, A. J. A. M., van Dijk, J. A. G. M., & de Haan, J. (2017). The relation between 21st-century skills and digital skills: A systematic literature review. *Computers in Human Behavior*, 72, 577–588. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.03.010>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł. ukasz, & Polosukhin, I. (2017). Attention is All you Need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30. https://papers.nips.cc/paper_files/paper/2017/hash/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Abstract.html
- Villata, S., Araszkiwicz, M., Ashley, K., Bench-Capon, T., Branting, L. K., Conrad, J. G., & Wyner, A. (2022). Thirty years of artificial intelligence and law: The third decade. *Artificial Intelligence and Law*, 30(4), 561–591. <https://doi.org/10.1007/s10506-022-09327-6>
- Wang, Y., Chen, W., Han, X., Lin, X., Zhao, H., Liu, Y., Zhai, B., Yuan, J., You, Q., & Yang, H. (2024). *Exploring the Reasoning Abilities of Multimodal Large Language Models (MLLMs): A Comprehensive Survey on Emerging Trends in Multimodal Reasoning* (No. arXiv:2401.06805). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.06805>
- Wood, A. J. (2021). *Algorithmic management consequences for work organisation and working conditions* (No. JRC124874; JRC Working Papers Series on Labour, Education and TEchnology 2021/07). European Commission.
- World economic forum. (2025). *The Future of Jobs Report 2025*. <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/digest/>
- Wu, J., Gan, W., Chen, Z., Wan, S., & Yu, P. S. (2023). *Multimodal Large Language Models: A Survey* (No. arXiv:2311.13165). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2311.13165>



- Wu, S., Koo, M., Blum, L., Black, A., Kao, L., Fei, Z., Scalzo, F., & Kurtz, I. (2024). Benchmarking Open-Source Large Language Models, GPT-4 and Claude 2 on Multiple-Choice Questions in Nephrology. *NEJM AI*, 1(2), AIdbp2300092. <https://doi.org/10.1056/AIdbp2300092>
- Wörsdörfer, M. (2024). Mitigating the adverse effects of AI with the European Union's artificial intelligence act: Hype or hope? *Global Business and Organizational Excellence*, 43(3), 106–126. <https://doi.org/10.1002/joe.22238>
- Zhang, Y., Li, Y., Cui, L., Cai, D., Liu, L., Fu, T., Huang, X., Zhao, E., Zhang, Y., Chen, Y., Wang, L., Luu, A. T., Bi, W., Shi, F., & Shi, S. (2023). *Siren's Song in the AI Ocean: A Survey on Hallucination in Large Language Models* (No. arXiv:2309.01219). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.01219>
- Zhou, S. K., Greenspan, H., Davatzikos, C., Duncan, J. S., van Ginneken, B., Madabhushi, A., Prince, J. L., Rueckert, D., & Summers, R. M. (2021). A review of deep learning in medical imaging: Imaging traits, technology trends, case studies with progress highlights, and future promises. *Proceedings of the IEEE. Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 109(5), 820–838. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2021.3054390>
- Øyum, L., Ravn, J., Landmark, A., & Nilssen, T. (2024). *Demokrati i arbeidslivet: Medvirkningen, ledelsen, teknologien, organiseringen* (2. utgave.). Fagbokforlaget. https://urn.nb.no/URN:NBN:no-nb_pliktmonografi_000035399