

NOTAT

KI: BETYDNING FOR ARBEIDSSTYRKEN

En analyse av potensialet for kunstig intelligens-drevet effektivisering i norsk næringsliv



MENON-PUBLIKASJON NR. 127/2023

Av Trygve Svalheim, John Oskar Skjeldrum, Sebastian Winther-Larsen, Kristoffer Midttømme og Jonas Erraia
Forsidefoto: Menon Economics/DALLE 3



Forord

Det er disse månedene mye snakk om KI og hvordan det vil påvirke samfunnet. I dette notatet forsøker vi å kvantifisere hvilken innvirkning dagens tilgjengelige KI-verktøy vil kunne ha på det norske samfunnet hvis de tas i bruk. Konkret ser vi på potensialet for å effektivisere tid brukt på å løse *dagens* arbeidsoppgaver. Teknologi generelt, og kunstig intelligens spesielt, har potensial til å omforme hvordan vi jobber og lever, og vi kan ikke ennå forutsi hvordan en slik effektiviseringsgevinst tas ut. John Maynard Keynes spådde for snart 100 år siden at teknologisk vekst ville tas ut i økt fritid, men det har vi ennå ikke sett. I notatet forsøker vi derfor ikke å si noe om hvordan, men hvor mye.

Mange har forsøkt før oss, men det unike med vår fremgangsmåte er at vi kobler etablert internasjonal forskningsmetodikk med norske data for å komme med anslag som er mer relevante for norske yrker, næringer og fylker. Selv om anslagene er beheftet med stor usikkerhet, gir de nyttig innsikt for alle som forsøker å planlegge for en usikker fremtid, eller forme den.

Menon Economics er et forskningsbasert analyse- og rådgivningsselskap i skjæringspunktet mellom foretaksøkonomi, samfunnsøkonomi og næringspolitikk. Vi tilbyr analyse- og rådgivningstjenester til bedrifter, organisasjoner og offentlig sektor. Vårt hovedfokus ligger på empiriske analyser av økonomisk politikk, og våre medarbeidere har økonomisk kompetanse på et høyt vitenskapelig nivå.

November 2023

Jonas Erraia
Prosjektansvarlig
Menon Economics

Innhold

SAMMENDRAG	3
INTRODUKSJON	4
Litteraturens vurdering av KIs effekt på arbeidsmarkedet	5
RESULTATER	7
Gjennomsnittsnordmannen kan spare 17 prosent av arbeidstiden med KI	7
Opp mot 50 prosent effektiviseringspotensial i de mest eksponerte yrkene	8
Høyest effektiviseringspotensial i høyere lønnede grupper	9
Tjenesteytende næringer har høyest effektiviseringspotensial	11
Jevnt fordelt effektiviseringspotensial i ulike fylker	12
I offentlig sektor er det særlig stort effektiviseringspotensial innen saksbehandling	17
På tross av stor usikkerhet forventes ikke at KI vil føre til betydelig arbeidsledighet i Norge	19
Effektiviseringspotensialet er verdt opp mot 570 milliarder kroner årlig	21
METODIKK	23
En kombinasjon av amerikanske og norske data	23
Små justeringer i modellen fra GPTs are GPTs	24
Vi kobler yrkesdata med næringsdata for å analysere variasjonen	25
Vi benytter en mer konservativ kategorisering	25
VEDLEGG: RUBRIKK	27
REFERANSELISTE	30

Sammendrag

Våre hovedfunn indikerer at omtrent **70 prosent av den norske arbeidsstyrken kan redusere arbeidstiden med 10 prosent** som følge av effektivisering ved bruk av KI verktøy. For nesten halvparten av arbeidsstyrken kan denne gevinsten være så høy som 20 prosent, noe som i teorien kan redusere den gjennomsnittlige arbeidsuken med en hel dag. Vi observerer også en **klar korrelasjon mellom høyere lønnsgrupper og større effektiviseringspotensial**, med særlig sterke effekter innen yrkesgrupper som ingeniører, matematikere og programmerere.

På *næringsnivå* viser resultatene at tjenesteytende næringsgrupper som jurister og regnskapsmessig tjenesteyting, finansiering og administrasjon har et effektiviseringspotensial som tilsvarer en tredjedel av dagens arbeidsoppgaver. **Totalt sett har 90 prosent av næringene en effektivitetsgrad over 10 prosent** ved bruk av KI, noe som viser til hvor bredt teknologien kan brukes over flere næringsgrupper med forskjellige ferdigheter og behov.

Det er ikke kun privat sektor som kan høste gevinster i form av effektivitet ved å implementere KI i sine arbeidsoppgaver. Ved fullstendig utnyttelse av KI slik som teknologien står i dag, kan offentlig sektor **effektivisere arbeidsoppgaver som årlig vil tilsvare 155 000 årsverk** i sektorer som helse, undervisning og offentlig administrasjon.

Geografisk sett er effektiviseringspotensialet høyest i Oslo, Viken og Trøndelag, men forskjellene mellom fylkene er minimale, noe som antyder en relativt jevn yrkesfordeling på nasjonalt nivå. Når det kommer til næringer, har tjenesteytende sektorer som juridisk og finansiell tjenesteyting betydelig høyere effektiviseringspotensial, mens yrker med høy grad av menneskelig interaksjon har mindre muligheter.

Med vår metode har vi muligheten til å gå mer finmasket til verks på geografiske effekter. Vår analyse viser at effektiviseringspotensialet i Norges kommuner varierer noe, **med høyeste effektiviseringspotensial i kommunene omkring Oslo med på rundt 20 prosent, og mellom 15 og 20 prosent i andre kommuner der offentlig sektor dominerer**. Det er store kommuner med mange sysselsatte, spesielt de med tjenesteytende yrker som Bærum, Oslo og Asker, hvor vi ser det største potensialet for effektivitetsgevinster.

Vi har videre beregnet den årlige verdien av alle de arbeidsoppgavene KI potensielt kan automatisere i norsk økonomi. Vi finner at full utnyttelse av KI i arbeidsstyrken på måten beregnet i dette notatet, **tilsvarer en årlig verdiskaping i Norge på mellom 500 og 600 milliarder kroner**. Dette utgjør rundt 17 prosent av Fastlands-Norges BNP for 2022. Dette tallet representerer kun effektivisering av dagens arbeidsoppgaver, og inkluderer ikke gevinster fra ny KI-drevet innovasjon.

Til sist ser vi på KIs mulige effekt på arbeidsledigheten. KI forventes å påvirke det norske arbeidsmarkedet, men samlet vurderer vi det er usannsynlig at det vil føre til betydelig arbeidsledighet. Historisk sett har teknologiske revolusjoner skapt nye jobber og økt etterspørsel slik at arbeidsledigheten har vært stabil eller enda har falt. Dette tyder på at KI i stedet vil kan øke produktiviteten og bidra til økonomisk vekst. Det er likevel relevant å peke på at det kan oppstå lommer med arbeidsledighet i enkelte regioner eller næringer som følge av implementering av KI. Her peker vi på at politikere bør ta en aktiv rolle i å håndtere slike utfordringer gjennom videreutdanning, omskolering og den bredere næringspolitikken.

Introduksjon

Siden lanseringen av ChatGPT i november 2022, har særlig næringslivet blitt stadig mer oppmerksomme på det enorme potensialet til store språkmodeller (LLMs) og andre former for generativ kunstig intelligens (KI). Kun måneder etter lanseringen demonstrerte OpenAI store fremskritt med en ny versjon: GPT-4. Teknologien er under stadig utvikling, men tilgjengelige versjoner demonstrerer allerede evner som på sikt vil ha stor betydning for mange deler av samfunnet vårt, inkludert arbeidsmarkedet. Tidligere forskning gjort av OpenAI selv, har pekt på store gevinster ved bruk av ChatGPT og lignende verktøy i det amerikanske arbeidsmarkedet.¹ I dette analysenotatet utforsker vi, med en videreutvikling av OpenAIs metodikk, konsekvensene av KI-verktøy på det norske arbeidsmarkedet.

Store språkmodeller som GPT-4 er resultatet av avansert maskinlæring, hvor milliarder av parametere er finjustert gjennom trening på store mengder tekst. Disse modellene er designet for å ta inn tekst og gjette på en ny mengde med tekst basert på en matematisk likhet til teksten som ble matet inn. Metodikken har vist en stor grad av fleksibilitet og potensiale. Modellene viser seg å være i stand til en rekke mer eller mindre forventede oppgaver, inkludert oversettelse, tekstbehandling, idé-sparring, kompleks problemløsning og kodeutvikling.

Selv om språkmodeller har sine svakheter, spesielt når det gjelder generering av nøyaktig og faktabasert informasjon, utgjør den nyeste versjonen, GPT-4, en betydelig forbedring av den tidligere versjonen, GPT-3. GPT-4 har evnen til å programmere dataspill fra bunnen av med et minimum av menneskelig input, bestå den amerikanske advokateksamen med gode karakterer, og snakker hebraisk bedre enn forgjengeren snakket engelsk. Disse avanserte funksjonene understreker det brede spekteret av anvendelser hvor språkmodeller kan komme til å spille en avgjørende rolle i fremtiden.

Dette analysenotatet tar sikte på å gi en dypere forståelse av hvordan kunstig intelligens (KI) og språkmodeller kan påvirke det norske arbeidsmarkedet på en rekke måter, og tilbyr en ramme for politiske beslutningstakere, næringslivsledere, og akademikere for å navigere i dette komplekse landskapet. I den sammenhengen er det viktig å forstå at påvirkningen fra KI på arbeidsstyrken ikke er binær, men faller heller langs et spekter av mulige utfall.

På den ene enden av dette spekteret finner vi full-automatisering av eksisterende yrker som den mest dramatiske formen for endring. Her har KI-teknologier potensialet til å erstatte menneskelig arbeidskraft i betydelig grad. Dette er spesielt relevant i yrker der en stor andel av arbeidsoppgavene kan utføres av KI, uten at det oppstår et kompensierende behov for menneskelig innsats. En slik omveltning har vi allerede sett eksempler på, som når nettavisen Gizmodo permitterte sin spanske avdeling til fordel for KI-drevne oversettelser.² Dette har vi også sett flere ganger historisk med automatisering av yrker som telefonoperatør som ikke eksisterer i dag. Konsekvensene for arbeidstakerne som er utdannet innen yrkene som rammes av denne typen full-automatisering kan variere fra intern omplassering, jobber i andre yrker eller arbeidsledighet.

På den helt andre siden av spektret finner vi yrker der KI har liten eller ingen merkbar effekt. Dette gjelder spesielt i yrker dominert av fysisk arbeid eller der menneskelig interaksjon spiller en sentral rolle. Slike yrker inkluderer helsepersonell som sykepleiere og terapeuter, der den emosjonelle tilknytningen og pasientomsorgen

¹ Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). *Gpts are gpts: An early look at the labor market impact potential of large language models*. arXiv preprint arXiv:2303.10130.

² [Gizmodo's owner replaced its Spanish language journalists with AI - The Verge](#)

står sentralt. På samme måte gjelder dette for vanlige praktiske yrker som snekker, rørlegger eller murer som sannsynligvis vil påvirkes minimalt av språkmodeller.

For de aller fleste yrker vil **effektiviseringspotensialet imidlertid falle mellom disse ytterpolene**. I denne mellomposisjonen på påvirkningsspektret fører ikke KI nødvendigvis til erstatning av arbeidskraft, men snarere til en forbedring av produktiviteten og effektiviteten i eksisterende yrker. Dette kan manifestere seg på ulike måter, fra å gjøre det mulig for arbeidstakere å fullføre de samme oppgavene med færre ressurser, til å utføre nye oppgaver som tidligere krevde høyere faglig kompetanse. Dette sistnevnte fenomenet, ofte kalt «forsterkningseffekten» kan for eksempel oppstå når en sykepleier kan utføre diagnostiserings-oppgaver tidligere forbeholdt leger, uten at behovet for leger forsvinner.

Gitt denne brede paletten av mulige utfall, er det viktig å forstå de økonomiske, sosiale, og politiske implikasjonene av KI i arbeidsmarkedet. På samme måte som arbeiderbevegelsen sørget for bedre arbeidsvilkår i kjølvannet av den industrielle revolusjonen, tilbyr KI-revolusjonen en unik mulighet for å revurdere og kanskje omstrukturere arbeidsuken videre.

Litteraturens vurdering av KIs effekt på arbeidsmarkedet

Det store spennet i effektiviseringspotensial på tvers av yrker gjør det vanskelig å vurdere hva den samlede effekten av KI-drevet effektivisering blir på både arbeidsmarkedet og økonomien. Det er imidlertid utført en del forskning på emnet, og under går vi kort gjennom noen av de viktigste bidragene til feltet.

Etter seks måneder med tilgang til avanserte språkmodeller har arbeidsledighetsraten globalt sett forblitt stabil, noe en nylig OECD-studie bekrefter.³ Studien finner ingen signifikant nedgang i etterspørselen etter menneskelig arbeidskraft. En sannsynlig årsak er at vi fortsatt er i en tidlig fase av teknologisk adopsjon, hvor det tar tid å identifisere de mest effektive bruksområdene. I tillegg indikerer studien at bedrifter kan være tilbakeholdne med å permittere og avskjedige ansatte, og heller lar arbeidsstyrken reduseres naturlig gjennom pensjonering og frivillige oppsigelser. Denne observerte stabiliteten i arbeidsmarkedet samsvarer godt med Everett Rogers' teori «*Diffusion of Innovations*» som forklarer at ny teknologi adopteres i etapper, der en liten gruppe innovatører går foran. Resten av markedet venter ofte på å se deres suksess før de følger etter. Følgelig kan vi forvente at de mest markante endringene vil komme til syne etter hvert som teknologien modner og blir mer allment akseptert.

Samtidig indikerer flere og flere studier at store språkmodeller fører til positiv gevinst i arbeidsmarkedet. For eksempel viste en studie av Erik Brynjolfsson med flere⁴ at tilgang til en KI-basert samtaleassistent økte produktiviteten med 14 prosent i gjennomsnitt blant kundeservicearbeidere. Nybegynnere og lavt kvalifiserte arbeidere så en forbedring på 35 prosent i produktiviteten, noe som underbygger argumentet for at KI kan være en katalysator for økt effektivitet, særlig blant mindre erfarne arbeidere. En studie av Fabrizio Dell'Acqua med flere, utført med Boston Consulting Group støtter dette med å vise at konsulenter fullførte 12 prosent flere arbeidsoppgaver, 25 prosent raskere og med 40 prosent bedre kvalitet sammenlignet med en kontrollgruppe innenfor en gitt tidsramme.⁵ Det var igjen de lavest kvalifiserte arbeiderne som så den høyeste forbedring i produktivitet og kvalitet på 43 prosent. Studien pekte også på viktigheten av å kjenne kapasitetene til KI. I

³ OECD (2023), *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/08785bba-en>.

⁴ Erik Brynjolfsson, Danielle Li, Lindsey R. Raymond, *Generative AI at Work*. NBER Working Paper No. 31161, April 2023. DOI: [10.3386/w31161](https://doi.org/10.3386/w31161)

⁵ Dell'Acqua, F. et al. (2023) 'Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality', *SSRN Electronic Journal [Preprint]*. doi:10.2139/ssrn.4573321.

oppgaver hvor KI har begrensede evner, hadde konsulenter 19 prosent lavere sannsynlighet for å utføre oppgaver riktig med hjelp fra KI sammenlignet med dem uten hjelp.

En annen studie av Shakked Noy og Whitney Zhang⁶ fant at assisterende chatboter som ChatGPT kunne øke produktiviteten i skriveoppgaver betydelig, redusere tidsbruken med 40 prosent og forbedre output-kvaliteten med 18 prosent. Dette demonstrerer at selv i komplekse, kreative oppgaver kan KI ha en markant positiv effekt.

I slutningen av denne analysen gir vi en kort vurdering av effektene av automatisering på samfunnsøkonomien og arbeidsmarkedet i Norge. Vår målsetting er å gi en helhetlig og nyansert forståelse av hvordan KI kan forme det norske arbeidsmarkedet, med fokus på de økonomiske, sosiale og politiske utfordringene, og mulighetene, som ligger foran oss.

⁶Shakked Noy Whitney Zhang, *Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence*. *Science* 381, 187-192(2023). [DOI:10.1126/science.adh2586](https://doi.org/10.1126/science.adh2586)

Resultater

I dette kapittelet vil vi utforske og diskutere de kvantitative funnene fra vår analyse av effektiviseringspotensialet i det norske arbeidsmarkedet. Vi finner blant annet at den gjennomsnittlige nordmann kan effektivisere 17 prosent av sin arbeidstid ved bruk av tilgjengelige KI-verktøy. Det er imidlertid et stort spenn, der enkelte yrker kan redusere arbeidstiden sin med opptil 60 prosent. Dette er likevel et fåtall, og vi finner at brorparten av arbeidsstyrken har et effektiviseringspotensial på under 20 prosent. Vi ser også at effektiviseringspotensialet er høyere for godt betalte yrker.

Når vi ser på hvilke næringer som har størst potensial for effektivisering domineres disse av tjenesteytende næringer. De mest eksponerte næringer (regnskapstjenester) er potensialet på mellom over 40 prosent, mens de minst eksponerte (eksempelvis servering og renhold) er potensialet på under 10 prosent. Vi beregner også effektiviseringspotensialet for fylker – her finner vi betydelig mindre spredning mellom de mest eksponerte (Oslo og Viken) og de minst eksponerte (Innlandet, og Møre og Romsdal). Til sist i analysen beregner vi den samlede verdien av effektiviseringspotensialet. Dette estimeres til hele 500 milliarder kroner årlig, noe som tilsvarer 14 prosent av BNP for Fastlands-Norge i 2022.

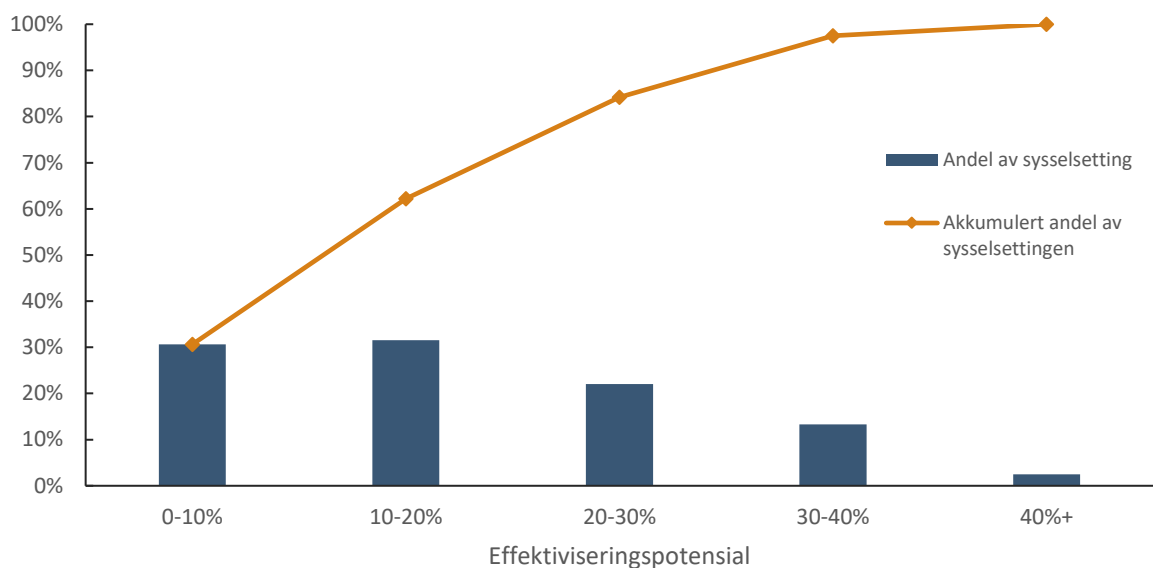
Vi tar sikte på å gi en detaljert oversikt over potensialet for automatisering og effektivisering gjennom kunstig intelligens for ulike yrker og lønnsgrupper. Tallene vi presenterer for effektiviseringspotensialet i prosent er et estimat på total tidsbesparelse, basert på hvor mange arbeidsoppgaver som kan effektiviseres ved bruk av KI.

Vår studie følger den omtalte *GPTs are GPTs*-studiens metode, med noen tilpasninger. Studien benytter en kombinasjon av menneskelig ekspertise og GPT-4-klassifiseringer til å vurdere KIs effekt på hver enkelt arbeidsoppgave. Til forskjell fra OpenAI's studie, tar vår metode en mer konservativ tilnærming til klassifisering av arbeidsoppgaver for å gi et mer realistisk og robust bilde av teknologiens potensielle innflytelse, og vi har gjort noen justeringer i rubrikken som brukes for klassifisering.

Gjennomsnittsnordmannen kan spare 17 prosent av arbeidstiden med KI

Utslaget av effektiviseringen på det norske arbeidsmarkedet bestemmes av flere faktorer. For eksempel vil resultatet av KI-revolusjonen avgjøres av hvor mange som er berørt, og hvilke yrkesgrupper de tilhører. Dersom det er få ansatte i yrkene som ser mest effektiviseringspotensial, vil effekten på landsbasis være liten. På samme måte vil produktiviteten og lønnsfordelingen i de berørte yrkene påvirke størrelsen på de samfunnsmessige gevinstene og konsekvensene. For å danne et fullstendig bilde av KIs effekt på arbeidsstokken benytter vi derfor sysselsettingstall per yrkesnivå for å finne utslag per sysselsatt, og illustrerer resultatet under.

Figur 1: Andel av norsk sysselsetting med et gitt effektiviseringspotensial. Andel og akkumulert andel. Kilde: SSB og Menon Economics.



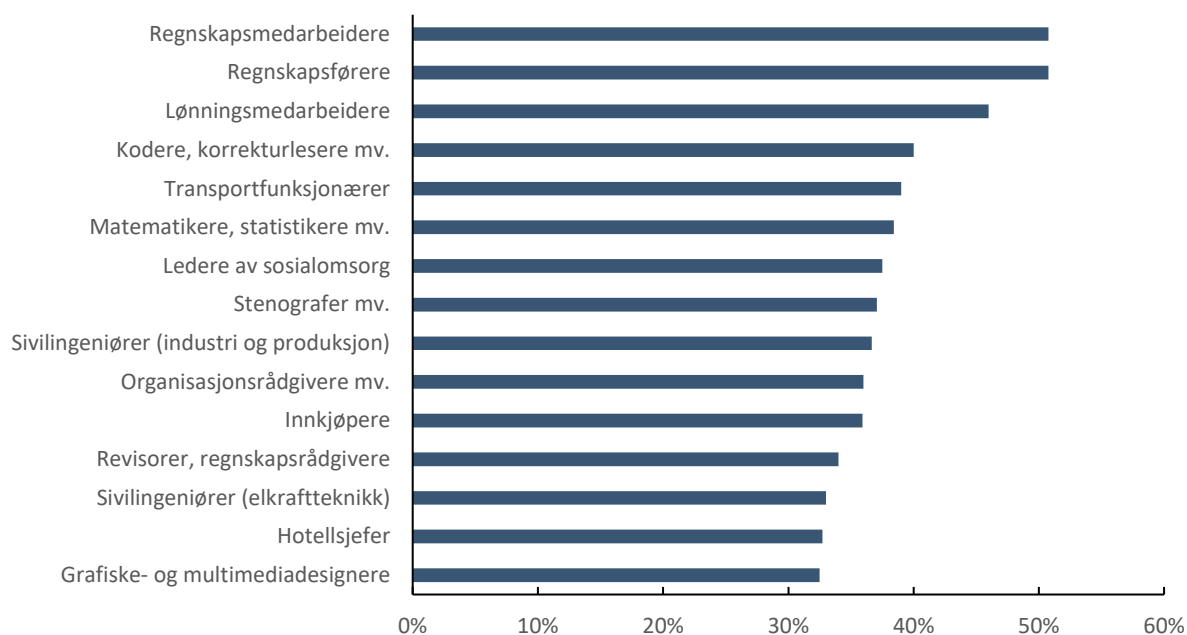
Figuren viser det overordnede effektiviseringspotensialet i den norske arbeidsstyrken. Som vi ser av figuren er det 30 prosent av arbeidsstyrken som har effektiviseringspotensial på mellom 0 og 10 prosent. Det betyr at om lag 70 prosent av den sysselsatte befolkningen kan forvente en effektiviseringsgevinst på *minst* 10 prosent, mens nesten 40 prosent kan se for seg en gevinst på 20 prosent. Videre vil omtrent 1 prosent, som tilsvarer rundt 25 000 personer, potensielt kunne oppnå en effektivisering på 40 prosent eller høyere.

Dette tyder på at en stor del av arbeidsstyrken står overfor mulige automatiserings- og effektiviseringseffekter. Vi har også fremhevet det gjennomsnittlige effektiviseringspotensialet for en typisk norsk arbeidstaker, som ligger på 17 prosent (beregnet som gjennomsnitt av effektiviseringspotensial per yrke vektet mot antall sysselsatte). Dette betyr at dersom den økonomiske gevinsten tillater det, kan den gjennomsnittlige nordmann redusere arbeidsuken med nesten en hel arbeidsdag.

Opp mot 50 prosent effektiviseringspotensial i de mest eksponerte yrkene

Vi ser at det er tydelige forskjeller i effektiviseringspotensial på tvers av yrker, dette er fordi språkmodellenes evner er bedre tilpasset noen oppgaver enn andre. Lønnsstatistikken tyder på at det er en skjevhet mot oppgaver som ofte finnes i bedre betalte yrker. Vi undersøker derfor yrkene direkte, for å se hvilke grupper som blir mest berørt.

Figur 2: Yrkesgrupper med høyest effektiviseringspotensial (potensiell tidsbesparelse i prosent). Kilde: SSB og Menon Economics



Figur 2 viser de 15 yrkene med høyest effektiviseringspotensial, hvor maksimal tidsbesparelse er over 50 prosent. Vi merker oss også at 60 prosent effektiviseringspotensial er maksimalt oppnåelig tidsbesparelse i vår analyse. Dette gjenspeiler det faktum at arbeidsoppgaver som involverer tekstbehandling, som stilles til store språkmodeller, er særlig utsatt. Videre er KI-verktøy spesielt dyktige på kodeoppgaver, noe som forklarer hvorfor yrker som ingeniører, matematikere, statistikere og programmerere er blant de mest berørte. En annen viktig observasjon er at KI-verktøyenes evne til effektivt å planlegge og strukturere data har innvirkning på yrkesgrupper som inneholder mange ledelse- og organisasjonsrelaterte oppgaver.

Selv om telekommunikasjon og radio- og fjernsynskringkasting ved første øyekast kan virke som uventede tilføyelser, gir det mening ved nærmere ettersyn. Telekommunikasjon domineres av tekniske ingeniørstillinger, markedsførere og selgere, mens radio- og fjernsynskringkasting har en høy konsentrasjon av journalister – en yrkesgruppe med et betydelig effektiviseringspotensial. Denne sektoren inkluderer også saksbehandlere, ingeniører og oversettere, som alle kan dra nytte av KI-verktøyenes kapasiteter.

Nederst på listen for effektiviseringspotensial finner vi yrker som murere, renholdere, rørleggere og taktekkere. Disse yrkestypene krever en høy grad manuell dyktighet og tilpasningsevne i varierende og uforutsigbare arbeidsmiljøer. Som vi ser i det øverste sikte for effektiviseringspotensial, utmerker KI seg i forutsigbare og tekstintensive oppgaver, men når det er fysisk arbeid som krever kontinuerlig tilpasning, er KI mindre anvendelig.

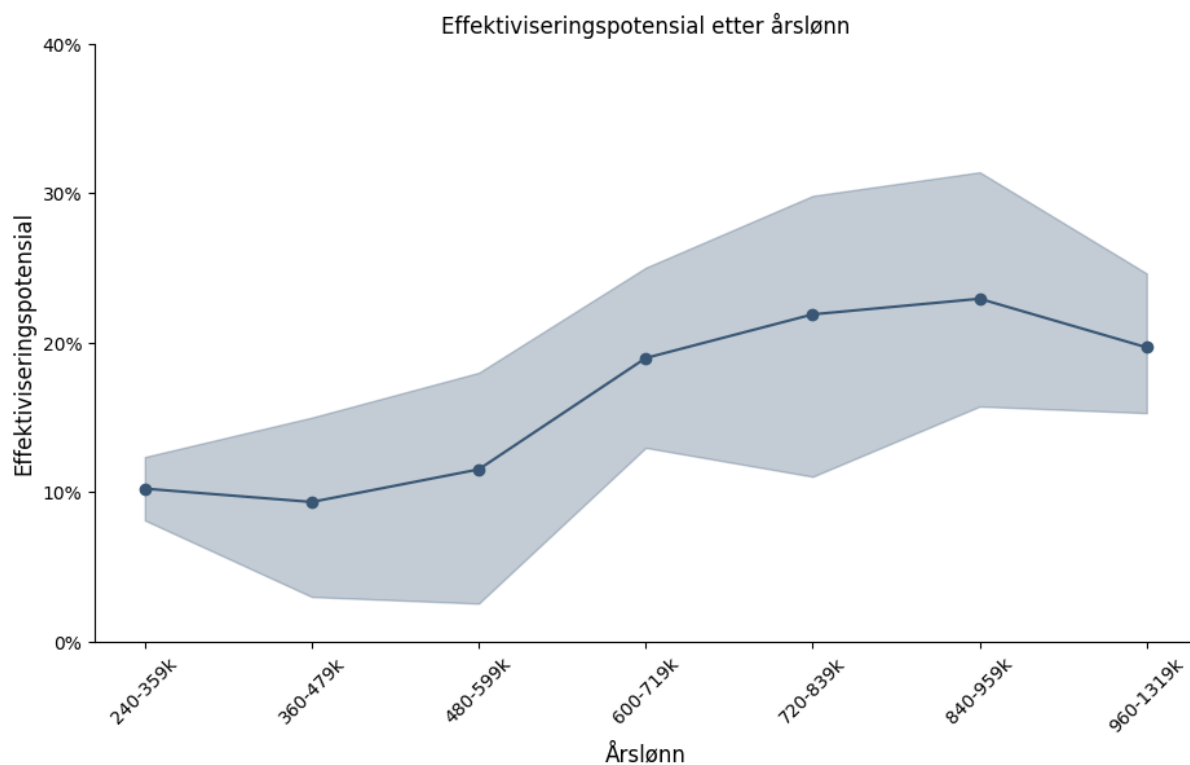
Høyest effektiviseringspotensial i høyere lønnede grupper

Historisk har teknologi primært favorisert høyere utdannet arbeidskraft. Dette har skjedd fordi store deler av teknologien har automatisert manuelle oppgaver, mens den har økt etterspørselen etter høykompetent arbeidskraft. Dette har bidratt til at lønnsforskjellen mellom lavt og høyt utdannet arbeidskraft har økt i de fleste vestlige økonomier. Relativt til historiske perioder med automatisering, skiller LLMs og annen moderne KI seg ved å kunne utføre og automatisere ikke-manuelle og ikke-fysiske oppgaver. Alt annet likt, tilsier det at effektiviseringspotensialet vil være høyest blant analytiske yrker som ofte er bekledd av høyt utdannet

arbeidskraft, mens manuelle yrker, og da særlig de som innebærer en vesentlig grad av menneskelig kontakt, ikke vil bli påvirket i like høy grad.

For å teste dette har vi beregnet det gjennomsnittlige effektiviseringspotensialet for ulike lønnsnivåer. Dette er vist i figuren under.

Figur 3: Effektiviseringspotensial inndelt i grupper etter lønn. Kilde: Menon Economics, SSB



I figuren ser vi en tydelig stigende trend. Selv om det er en stor variasjon i effektiviseringspotensialet innenfor hver lønnsgruppe, ser vi en generell tendens til at høyere lønn korrelerer med større effektiviseringspotensial. Gjennomsnittlig effektiviseringspotensial ligger på omtrent 10 prosent for lønnsgrupper under 600 000 NOK, men dette tallet doubles for grupper som tjener over 600 000 NOK. Hvis vi gjentar beregningen for gjennomsnittlig tidsbesparelse i forrige delkapittel, men også tar i betraktning lønn i hvert yrke, øker gjennomsnittlig nasjonalt effektiviseringspotensial til 18.5 prosent.

Effekten av skjeve lønnsstrukturer kan manifestere seg på ulike måter. Agrawal med flere⁷ peker på en forsterkingseffekt («augmentation»), snarere enn automatisering i mange yrkesfelt. Dette betyr at KI-verktøy kan gjøre det enklere for arbeidstakere med lavere kvalifikasjoner å utføre oppgavene sine. Et illustrerende eksempel er sjåførbransjen, hvor det var 200 000 profesjonelle taxi og limousin-sjåførere i USA i 2018. I dag kjører mer enn 10 ganger så mange for Uber alene, takket være lett tilgjengelig GPS-teknologi, noe som har ført til nedgang i lønnsnivået. Et annet eksempel er innen helse- og omsorgssektoren, der helsepersonell i økende grad

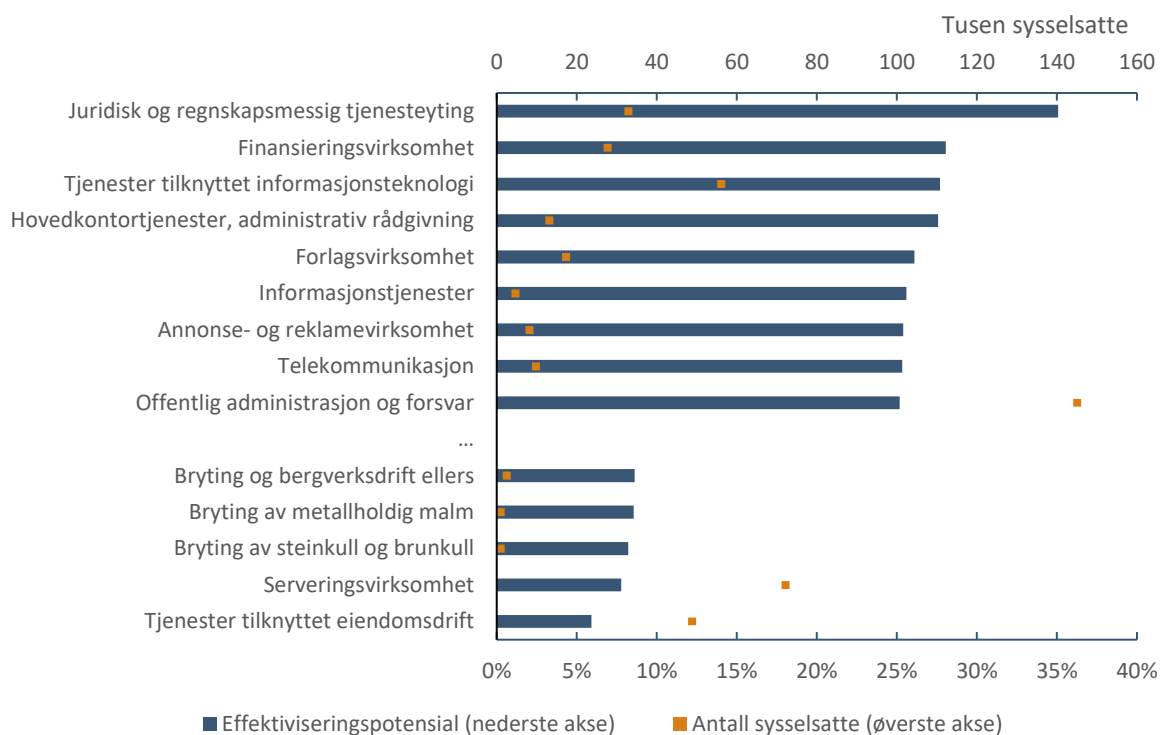
⁷ Agrawal, A. K., Gans, J. S., & Goldfarb, A. (2023). *The Turing Transformation: Artificial Intelligence, Intelligence Augmentation, and Skill Premiums*. National Bureau of Economic Research, Working Paper Series, No. 31767. doi:10.3386/w31767. Retrieved from <http://www.nber.org/papers/w31767>.

kan overta diagnostiske oppgaver fra leger, med den konsekvens at de får økte lønninger og bedre karrieremuligheter.

Tjenesteytende næringer har høyest effektiviseringspotensial

Videre aggregerer vi yrkene opp til næringsnivå. Figur 4 nedenfor illustrerer effektiviseringspotensialet i prosent for de ni mest og fem minst eksponerte næringene. Den nederste akse viser effektiviseringspotensialet i prosent for næringen, hvor andelen representeres av det blå søylediagrammet. Den øvre akse viser antall sysselsatte i hver av næringene, hvor mengden er representert med de oransje prikkene.

Figur 4. Vektet eksponeringspotensial og totalt antall sysselsatte for ulike næringer. Kilde: SSB og Menon Economics



Fra figuren ser vi at mange næringer har potensial til å effektivisere en fjerdedel av arbeidstiden sin. Hovedsakelig er det tjenesteytende næringer som har et høyt effektiviseringspotensial. De mest eksponerte næringene har også like kjennetegn, som at de er tekst- og informasjonsintensive. Disse næringene inkluderer også oppgaver som innebærer store mengder data, repetitiv informasjonsbehandling eller kundeinteraksjoner, områder der kunstig intelligens har vist seg å være verdifull. Videre ser vi at de øverste næringene ofte krever høyere utdanning og generelt er bedre betalt enn næringene med lavere eksponering. Et eksempel er «Juridisk og regnskapsmessig tjenesteyting», som skiller seg ut med en vektet effektiviseringspotensial på over 35 prosent. Kunstig intelligens har vist seg å være svært effektiv til å lese, bearbeide og sammenfatte store mengder litteratur og tall, noe som kan være nyttig for jurister for å raskt trekke ut viktig informasjon fra rettsavgjørelser og lover, noe som ville tatt lengre tid for mennesker.

«Finansvirksomhet» har også mange oppgaver som kan effektiviseres, ettersom arbeidsoppgavene i denne sektoren er preget av mye dataanalyse og beslutningstøtte – områder der kunstig intelligens har vist seg å ha gode egenskaper. Effektiviseringspotensialet i denne næringen er like under 30 prosent. Vi ser også tjenester

knyttet til informasjonsteknologi og informasjonstjenester på listen. Dette er en sektor som generelt har vært tidlig ute med å omfavne digitalisering, og kunstig intelligens vil sannsynligvis bare forsterke denne effekten.

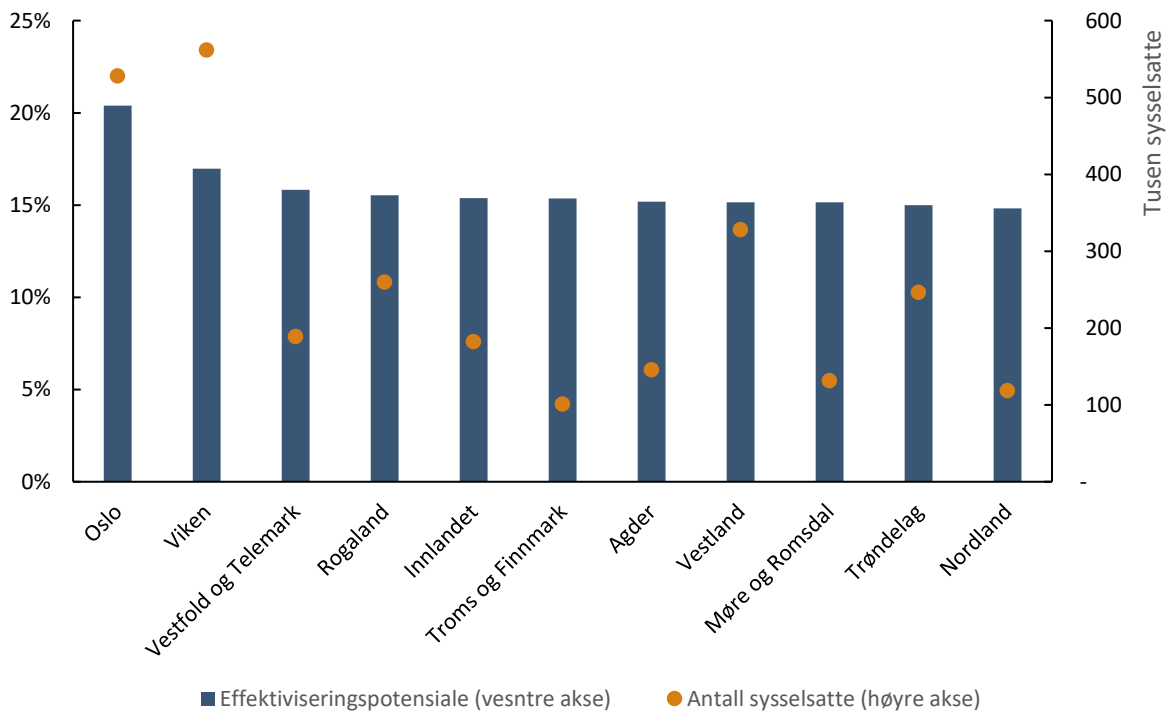
De gjenværende næringene synker gradvis fra 25 prosent ned til det laveste på 6 prosent, som er «Tjenester knyttet til eiendomsforvaltning». I motsetning til de mest eksponerte næringene, har de minst eksponerte næringene arbeidsoppgaver som krever direkte menneskelig interaksjon, fysisk arbeid og menneskelige ferdigheter, noe kunstig intelligens foreløpig ikke kan utføre. Disse næringene har også et større antall unike og mindre repetitive arbeidsoppgaver, og møter ofte flere uforutsigbare hendelser som må håndteres av mennesker.

Umiddelbart er ikke det prosentvise effektiviseringspotensialet den viktigste faktoren for å oppnå gevinst ved implementering av kunstig intelligens, det avhenger av det samlede gevinstpotensialet som også avhenger av antall sysselsatte hvis arbeidsoppgaver kan effektiviseres. Den øvre akse representerer antall sysselsatte i de forskjellige næringene, og vi ser for eksempel at «Offentlig administrasjon og forsvar» har over 140 000 sysselsatte med over 25 prosent effektiviseringspotensial. Dette tilsvarer 35 000 sysselsatte i næringen, et tall som tilsvarer alle sysselsatte i Ålesund. Implementering av kunstig intelligens i denne næringen vil dermed kunne ha en stor total effekt på deres produksjon.

Jevnt fordelt effektiviseringspotensial i ulike fylker

Vi har også undersøkt den geografiske fordelingen av effektiviseringspotensial på både fylkesnivå. I figuren nedenfor viser vi det vektede effektiviseringspotensialet for alle norske fylker.

Figur 5. Effektiviseringspotensial i Norges elleve fylker. Kilde: SSB og Menon Economics



Fra figuren ser vi at Oslo er mest eksponert for effektivisering drevet av kunstig intelligens. Vår modell indikerer et effektiviseringspotensial på 20 prosent av arbeidsstyrken, tilsvarende 100 tusen sysselsatte. Rett etter følger

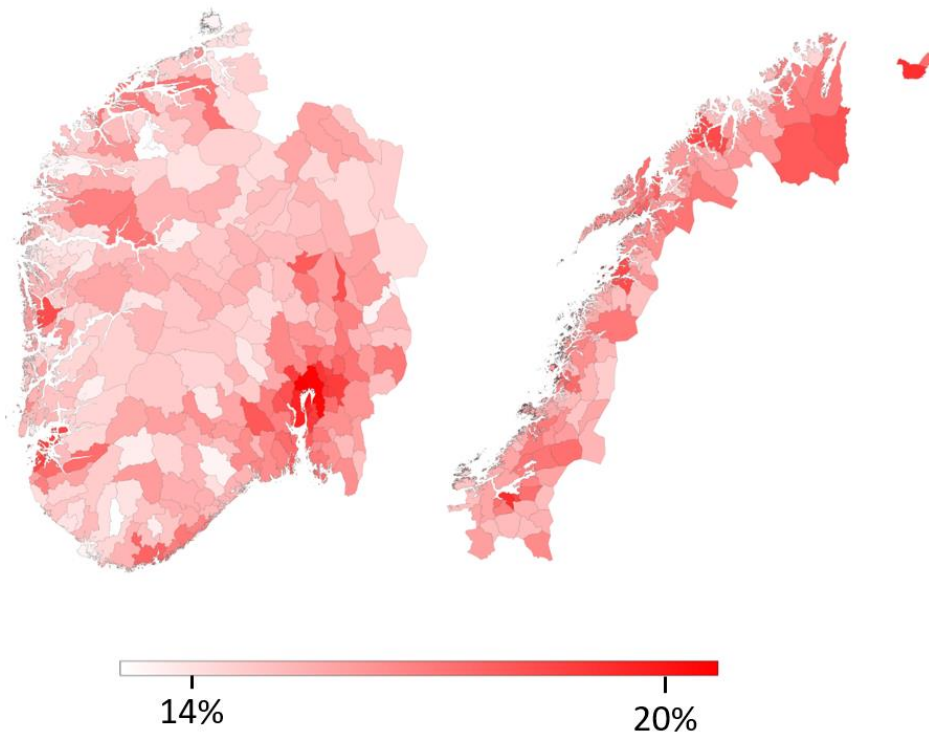
Viken og Vestfold og Telemark, med et effektiviseringspotensial på henholdsvis 17 og 15,8 prosent, som tilsvarer 89 tusen sysselsatte i Viken og 30 tusen i Vestfold og Telemark. Fylkene med lavest eksponeringsgrad er Nordland, Trøndelag, og Møre og Romsdal, med en eksponeringsgrad rundt 15 prosent. Dette tilsvarer 20-30 tusen sysselsatte.

Det er ikke stor forskjell i effektiviseringspotensialet fra Oslo, med det høyeste på 20 prosent, til Nordland, med det laveste på 15 prosent. Dette kan indikere at yrkesfordelingen i fylkene er ganske lik, i hvert fall med tanke på fordelingen av effektiviseringspotensialet i prosent. Naturligvis vil fylker som har mange sysselsatte innenfor de mest eksponerte næringene også ha større effektiviseringspotensial på fylkesnivå. For å undersøke dette har vi brukt statistikk fra SSB på næringsfordeling blant sysselsatte i forskjellige fylker. Når vi undersøker næringsgruppen *faglig, vitenskapelig og teknisk tjenesteyting* – som inkluderer yrker som juridisk og regnskapsmessig tjenesteyting og administrativ rådgivning, ser vi selv etter korrigering for befolkningsstørrelse at Oslo og Viken har 55 prosent av alle sysselsatte i denne næringen. De tre minst eksponerte fylkene representerer kun 6 prosent av sysselsatte i samme næringskategori. Samtidig representerer Oslo og Viken en mindre, men betydelig del av næringene med lavest effektiviseringspotensial, med 33 prosent av alle sysselsatte i de 10 næringene med lavest effektiviseringspotensial. Dette bidrar til en mindre forskjell i effektiviseringspotensial mellom fylkene.

Overordnet kan alle fylker høste et effektiviseringspotensial på over 15 prosent ved at næringene utnytter kunstig intelligens i sine arbeidsoppgaver. Det er imidlertid mest sannsynlig at teknologien først vil bli implementert i større fylker hvor næringene har flere sysselsatte, siden det ofte er oppstartskostnader og stordriftsfordeler ved å implementere kunstig intelligens i arbeidsflyten.

Basert på vår metodikk kan vi zoome enda mer inn for å se hvor effektiviseringspotensialet er størst. I figuren under viser vi effektiviseringspotensialet for alle Norges kommuner. Graden av eksponering er representert med en farge fra hvit til rød, der hvit er mindre eksponert og rød er mer eksponert. Eksponeringspotensialet varierer fra under 14 prosent til over 20 prosent blant kommunene.

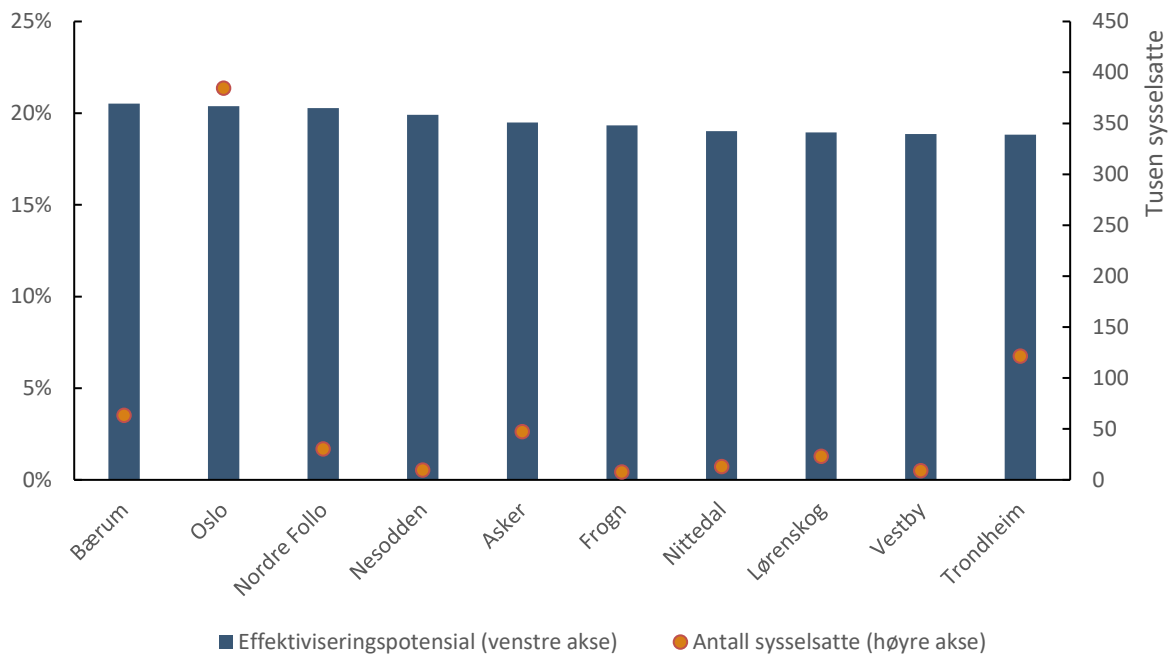
Figur 6. Kart med effektiviseringspotensialet for Norges kommuner. Kilde: SSB, Geonorge og Menon Economics.



Figuren illustrerer ytterligere at kommunene rundt hovedstaden Oslo er mest eksponert. Det er også noen kommuner i Nord-Norge som skiller seg ut grunnet en høy andel sysselsatte knyttet til offentlig sektor, hvor mange yrker har stort effektiviseringspotensial.

Vi vil se nærmere på dette i figur 7, hvor vi viser effektiviseringspotensialet på kommunenivå for de ti mest eksponerte kommunene.

Figur 7. De ti norske kommunene med mest effektiviseringspotensial. Kilde: SSB og Menon Economics

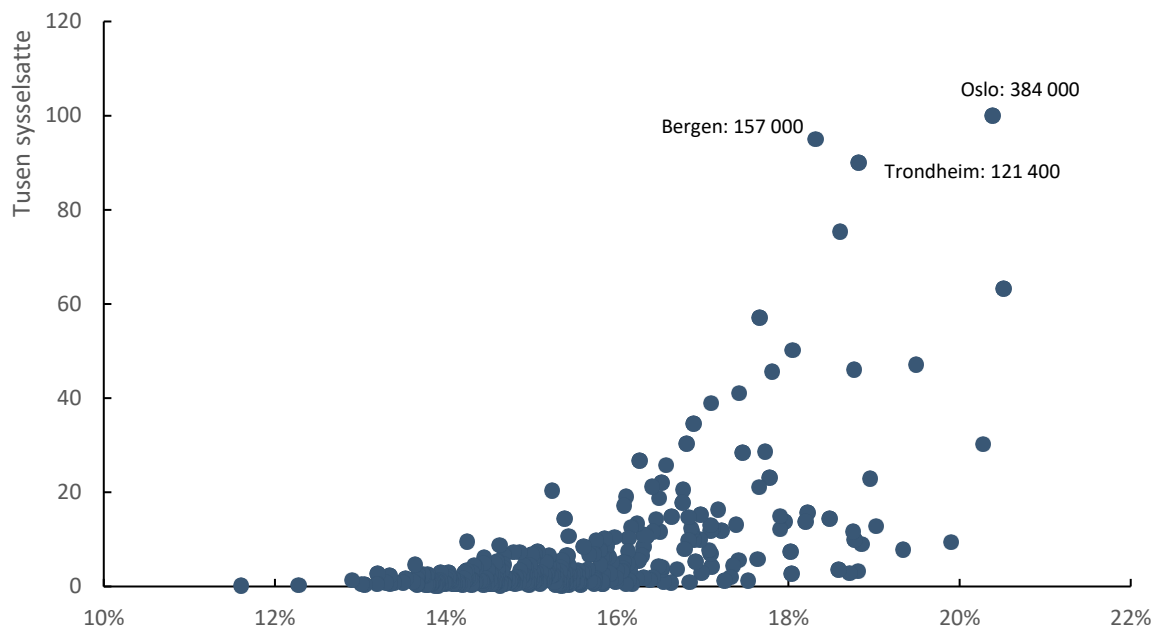


Figuren illustrerer en sammenligning av effektiviseringspotensialet ved bruk av KI, målt opp mot antall tusen sysselsatte i hver kommune. I figuren kan vi observere at de ti kommunene har et ganske likt effektiviseringspotensial, fra 20,5 prosent i Bærum til 18,8 prosent i Trondheim.

I figuren ser vi ikke en klar korrelasjon mellom effektiviseringspotensial og antall sysselsatte. Eksempelvis ser vi Nesodden med kun 9 300 sysselsatte, med et effektiviseringspotensial på nivå med Bærum og Oslo. Det må bmerkes at de mindre kommunene i figuren er alle i nærheten av Oslo, og deler mange av de samme yrkeskarakteristikken som Oslo har. Dette er kommuner med en høy andel av sysselsatte innenfor tjenesteytende yrker, hvor tidligere resultat viste at effektiviseringspotensialet er høyt. På grunn av denne likheten kan det forventes at kommunene kommer til å ta de samme tilnærmingene til bruk av KI i arbeidsoppgaver.

Det er derimot lettere å se en sammenheng mellom antall sysselsatte og effektiviseringsgrad hvis vi ser på alle kommunene. Dette er illustrert i figuren under.

Figur 8. Effektiviseringspotensial opp mot antall sysselsatte i kommunene. Kilde: SSB og Menon Economics ⁸



I figuren kan vi observere at det er mye mer variasjon i antall sysselsatte hvor effektiviseringspotensialet er høyt. Hvor effektiviseringspotensialet er lavt, finner vi kun kommuner med et lavt antall sysselsatte. Dette er en viktig del av bildet, da den totale effektivitetsgevinsten vil bli enda større for de store kommunene med mange sysselsatte og høyt effektiviseringspotensial. Kommunene med lavest effektiviseringspotensial har et antall sysselsatte fra 500 til 5 000, og det er dermed ikke like stor total gevinst å hente. I figuren under vil vi undersøke kommunene med lavest effektiviseringspotensial nærmere.

⁸ Datapunktet for Oslo, Bergen og Trondheim har blitt justert ned for å gjøre figuren enklere å lese. Deres faktisk antall sysselsatte står ved siden av punktet.

Figur 9. Effektiviseringspotensialet i prosent for de norske kommunene med minst potensial. Kilde: SSB og Menon Economics



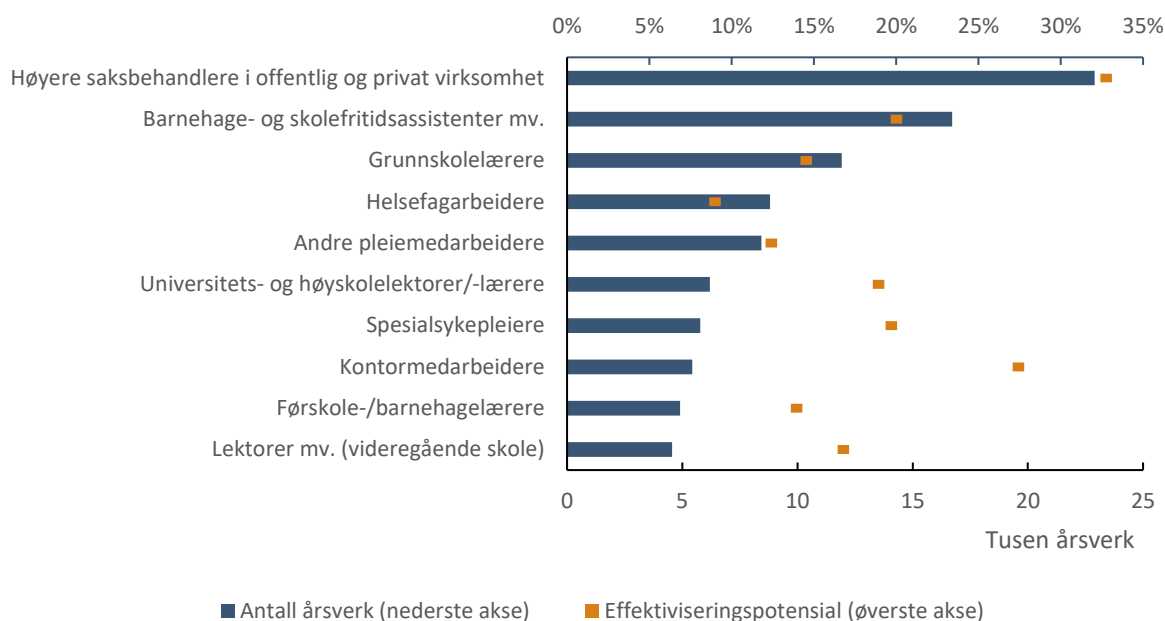
Som vist i figur 8, har kommunene med minst effektiviseringspotensial også lavest antall sysselsatte. Frøya har det høyeste og Røst det laveste antallet med henholdsvis 2 700 og 173 sysselsatte. Vi ser at effektiviseringsgraden går fra det høyeste i Hattfjelldal på 13 prosent, ned til det laveste i Røst kommune, på 11,5 prosent. Det laveste effektiviseringspotensialet tilsvarer omtrent halvparten av effektiviseringspotensialet av det høyeste.

Generelt ser vi en gradvis nedgang i effektiviseringspotensial fra 20 prosent ned til 11,5 prosent i de norske kommunene. Variasjonen i antall sysselsatte mellom kommunene reduseres med nedgangen i effektiviseringspotensialet. Selv om det nesten er en halvering i effektiviseringspotensial fra den Bærum til Røst, vil det være muligheter for å høste gevinster ved å implementere KI i alle Norges kommuner og fylker. Dette vil vi utdype i det kommende kapittelet om effektiviseringspotensialets verdi.

I offentlig sektor er det særlig stort effektiviseringspotensial innen saksbehandling

Figuren under illustrerer potensialet for økt effektivitet i offentlig sektor ved å benytte KI. Aksen i figuren representerer antall årsverk KI muligens kan dekke hvis potensialet blir fullt utnyttet. Verdiene er funnet ved å multiplisere effektiviseringspotensialet med antall ansatte i yrket. Dette betyr umiddelbart at yrkene med de høyeste verdiene ikke nødvendigvis må ha størst effektiviseringspotensial i prosent, som vi har sett på tidligere.

Figur 10. Top 10 effektiviseringspotensial i offentlig sektor. Kilde SSB og Menon Economics



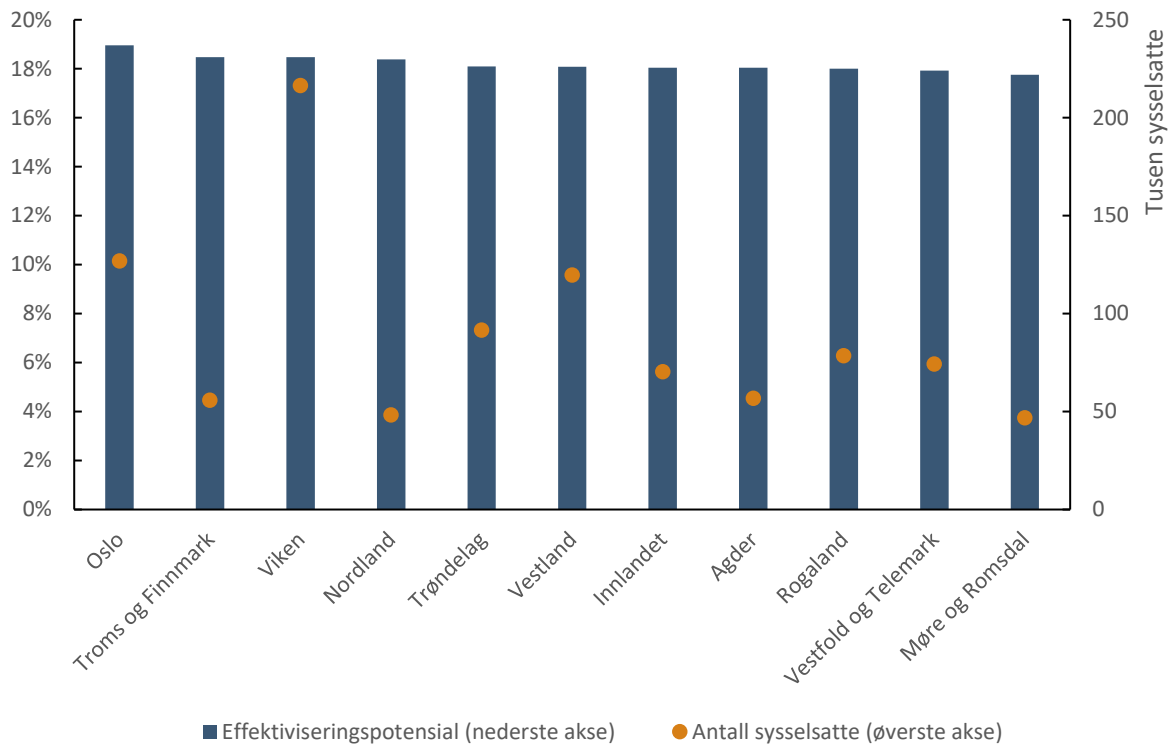
Figuren viser umiddelbart at det er stort potensial for at KI kan representere et titalls tusen årsverk i offentlig sektor. På toppen av listen finner vi yrket «Høyere saksbehandlere i offentlig og privat virksomhet», hvor KI kan effektivisere en arbeidsmengde som tilsvarer 22 000 årsverk. Dette utgjør en tredjedel av arbeidsstyrken i 2022. I likhet med mange av yrkene med betydelig effektiviseringspotensial tidligere i rapporten, består arbeidsoppgavene til en saksbehandler av å utrede og besvare søknader, dokumenter og andre henvendelser, arbeidsoppgaver hvor KI har vist seg å være særdeles effektiv.

Vi finner også læreryrker høyt på listen, med effektiviseringspotensial mellom 5 og 15 000 årsverk, med et effektiviseringspotensial mellom 15 og 20 prosent. Dette er yrker som består av mange oppgaver hvor KI enda ikke er effektiv grunnet nødvendigheten av menneskelig interaksjon og ferdigheter i omgang med barn og eldre. Derimot er det også mange arbeidsoppgaver som innebærer koordinering og kommunikasjon, både internt i organisasjonen og ut mot brukerne, hvor KI kan gi store gevinster ved å øke effektiviteten for disse arbeidsoppgavene.

Deretter følger flere omsorgsyrker, hvor KI kan dekke mellom seks og ni tusen årsverk. Omsorgsyrker krever også mye personlig kontakt med mennesker og pasienter, men de omsorgspregede arbeidsoppgavene sammenfaller med mye koordinering og kommunikasjonsarbeid der KI kan gi støtte. Eksempler på dette kan være journalskriving, oppfølging av pasienter og behandling av informasjon. Lenger ned på listen finner vi yrker som kontorarbeidere, med 5 400 sparte årsverk, hvor KIs evne til å utføre administrative oppgaver, organisere dokumenter og assistere med kommunikasjon kan gi gevinster i form av effektivisering.

I figuren under ser vi også på de fylkene som har størst effektiviseringspotensial, kun med hensyn til de næringene vi definerer som offentlig sektor.

Figur 11. Fylkesfordelt effektiviseringspotensial for offentlig sektor. Kilde: SSB og Menon Economics



Fra figuren kan vi trekke mange av de samme konklusjonene som når vi analyserte fylkene generelt. Først ser vi at alle fylkene har en noe høyere effektiviseringspotensial når vi ser isolert på næringsgruppene i offentlig sektor, sammenlignet med alle norske næringer. Vi ser også at forskjellene mellom kommunene nå er mindre. Dette er ikke overraskende siden vi kun ser på offentlig sektor, hvor fordelingen av sysselsatte vil være mer lik mellom de forskjellige fylkene. Igjen er Oslo mest eksponert for KI-drevet effektivisering. I motsetning til den tidligere figuren ser vi nå at fylkene Troms og Finnmark, samt Nordland, er høyere på listen, mens Trøndelag, Rogaland, Vestfold og Telemark har falt ned. Dette kan indikere at yrkene som tidligere ble nevnt er mer konsentrert blant sysselsatte i offentlig sektor.

Modellen vår tilsier at det er potensial for store gevinster knyttet til KI i offentlig sektor i alle fylker. Hvis alle yrkesgrupper i offentlig sektor implementerte KI i den grad potensialet indikerer, kunne dette bidratt til en tidsreduksjon tilsvarende 155 000 årsverk årlig. Dette tallet representerer nesten 18 prosent av alle sysselsatte i de valgte næringene og kan være en del av løsningen på utfordringene ved aldring, manglende arbeidskraft og helsepersonell⁹ i Norge.

På tross av stor usikkerhet forventes ikke at KI vil føre til betydelig arbeidsledighet i Norge

Gitt det store potensial identifisert over, er det grunn til at KI vil ha en betydelig innvirkning på det norske arbeidsmarkedet i årene som kommer. Det er i den sammenheng interessant å diskutere i hvilken grad det

⁹ [Arbeidsmarkedet for helsepersonell fram mot 2040 \(ssb.no\)](https://ssb.no/Arbeidsmarkedet-for-helsepersonell-2024)

forventes at implementering av KI vil føre til betydelig arbeidsledighet, eller om effekten av KI i hovedsak vil «tas ut» i form av høyere produksjon og dermed et høyere velferdsnivå.

Norge står også overfor en utfordring med mangel på arbeidskraft, som er dokumentert i en lang rekke periodiske analyser fra blant annet NAV og NHO. Denne mangel på arbeidskraft indikerer isolert sett at effekten av KI på arbeidsledigheten kan være begrenset, da de folk som eventuelt mister jobber vil bli ansatt i andre bedrifter som trenger arbeidskraften, eller vil finne nye arbeidsoppgaver internt i samme organisasjon.

Samme konklusjon når man dersom man ser på historiske episoder med store teknologiske revolusjoner. Historisk sett har teknologiske fremskritt sjelden ført til storskala arbeidsledighet. Tilbake til den industrielle revolusjonen på 1800-tallet, da mekanisering og automatisering begynte å transformere produksjonsprosesser, var det bekymring for at håndverkere og tekstilarbeidere ville miste jobbene sine. Imidlertid førte denne revolusjonen også til opprettelsen av nye arbeidsplasser innenfor produksjon, vedlikehold av maskiner og infrastruktur, og til og med innenfor ledelse og planlegging av den nye industrien. Samme effekt så i den automatiseringen som i andre halvdel av det 20. århundre foregikk i både landbruket og industrien. Dette førte ikke til stor arbeidsledighet, men skapte i stedet en rekke nye yrker primært innen tjenesteytende næringer. Dette kan støttes av studien av Fabrizio Dell'Acqua med flere¹⁰, hvor resultatene viste at de lavest kvalifiserte arbeiderne så den største forbedring i produktivitet og kvalitet ved å implementere KI i sin arbeidsprosess. Økt produktivitet blant de tidligere mindre kvalifiserte gjør de mer profitable å sysselsette for bedrifter. I dette tilfellet kan det resultere i en lavere arbeidsledighet og høyere produktivitet.

Det er likevel verdt å nevne at flere hevder at moderne språkmodeller og KI-teknologier skiller seg betydelig fra tidligere revolusjoner. Dette begrunnes i at teknologien vurderes som betydelig mer revolusjonerende enn andre teknologier, og med kapabiliteter som er mye nærmere de menneskelige enn eksempelvis automatisering i industrien.

Det er viktig å merke seg at selv om visse yrker kan oppleve automatisering av deler av eller alle arbeidsoppgavene, betyr det ikke nødvendigvis at folk vil forbli arbeidsledige. For noen vil dette bety økt produktivitet, noe som gir bedriftene muligheten til å øke sin produksjon og vekst med samme arbeidskraft. Andre vil kunne bli omskolert til å utføre andre oppgaver som krever menneskelig innsats, og noen vil til og med finne nye jobbmuligheter gjennom omskolering og videreutdanning.¹¹

Basert på ovenstående analyser og observasjoner, er det grunn til å tro at innføringen av kunstig intelligens og språkmodeller i det norske arbeidsmarkedet ikke vil føre til betydelig arbeidsledighet. I stedet vurderer vi at disse teknologiene i høyere grad vil stimulere til høyere produktivitet og effektivitet i ulike sektorer. Dette kan potensielt føre til økt vekst og konkurransevne for næringslivet og dermed bidra til å opprettholde etterspørselen etter arbeidskraft. Samtidig er dette ikke en forhåndsbestemt konklusjon: hvordan næringslivet og politikere velger å håndtere implementering og reguleringen av KI-teknologier over de neste årene kan bli utslagsgivende.¹²

¹⁰ Dell'Acqua, F. et al. (2023) 'Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality', SSRN Electronic Journal [Preprint]. doi:10.2139/ssrn.4573321.

¹¹ Autor, D. H., Dorn, D., & Hanson, G. H. (2013). The china syndrome: Local labor market effects of import competition in the United States. *American Economic Review*, 103(6), 2121–2168. <https://doi.org/10.1257/aer.103.6.2121>

¹² Acemoglu, D., & Johnson, S. (2023). Power and progress. *John Murray*.

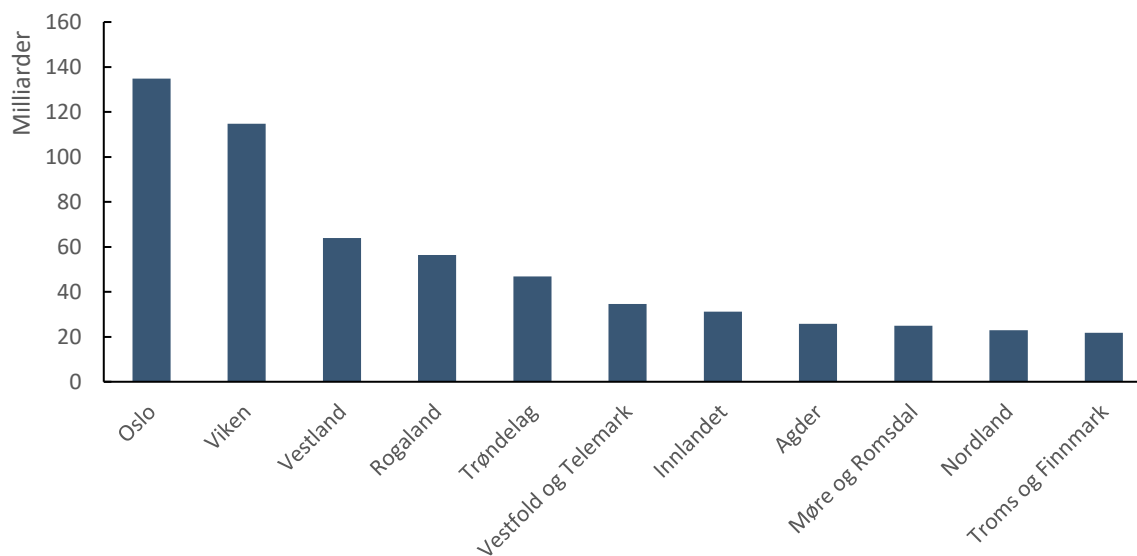
Til sist er det viktig å understreke at selv om det ikke er stor risiko for systematisk arbeidsledighet, er det en risiko for at visse regioner eller næringer kan oppleve lommer av arbeidsledighet som følge av KI. Derfor er det avgjørende at politikere tar en aktiv rolle i å utvikle strategier for å håndtere slike situasjoner. Dette kan inkludere tiltak for omskolering, støtte til næringsutvikling i berørte områder, og investering i infrastruktur og teknologi for å fremme økonomisk mangfold og motstandskraft. Å ha en helhetlig tilnærming til disse utfordringene er avgjørende for å sikre at fordeler og risiko ved KI-utvikling blir jevnt fordelt og forvaltet.

Effektiviseringspotensialet er verdt opp mot 570 milliarder kroner årlig

Som diskutert tidligere kan denne effektiviseringen enten resultere i økt produksjon for den samme innsatsmengden, i økt fritid, eller i økt arbeidsledighet. I de to første tilfeller begge tilfeller medfører effektiviseringen samfunnsøkonomisk nytte. Vi kan estimere størrelsen på denne nytten basert på tall fra Menons regnskapsdatabase, fylkesfordelt nasjonalregnskapet og det beregnede effektiviseringspotensialet på fylkesnivå. **Samlet estimerer vi dette til over 570 milliarder kroner årlig**, noe som tilsvarer om lag 17 prosent av Fastland-Norges BNP. Det er viktig å være nøye med tolkningen av dette tallet. *Det er verdien av de samlede arbeidsoppgavene som vi estimerer at KI kan automatisere i norsk økonomi.* Det er naturlig nok stor usikkerhet knyttet til dette tallet.

Fordelt på fylker finner vi verdien av den KI-drevne effektiviseringen, som vist på figuren under:

Figur 12. Verdien av effektiviseringspotensialet fra KI, basert på arbeidsoppgaver i 2022. Kilde: SSB, Menon Economics



I figuren over ser vi at KI i 2022 kunne ha bidratt til en verdiskaping i Oslo på 134 milliarder kroner årlig. Videre ser vi at Viken og Vestland har mulighet til å generere henholdsvis 114 og 63 milliarder kroner årlig. De nordligste fylkene har lavest potensial for verdiskaping med KI, med en potensiell verdiskaping på omtrent 25 milliarder kroner. Dette er bare estimater, men de kan gi innsikt i de potensielle gevinstene KI kan gi i kroner og øre.

Disse estimatene kommer med et forbehold om at KI kun effektiviserer de arbeidsoppgavene som nå utføres, og tar ikke hensyn til de ekstra gevinstene KI kan gi ved å muliggjøre arbeid vi i dag ikke får utført i det hele tatt, noe som kan gi enda større gevinst. Det trekker isolert sett verdien av KI opp. På den andre siden, er det minst like viktig å understreke at det er liten grunn til å tro at KI faktisk vil bli implementert for alle de arbeidsoppgavene

der det potensielt er mulig. Det kan både være krevende og kostnadsdrivende å implementere KI, noe som betyr at den faktiske effekten på norsk økonomi vil bli noe mindre. Videre vil implementeringen ikke skje med en gang, og den faktiske effekten vil spres ut over en rekke år.

Metodikk

Formålet er å vurdere effektiviseringspotensialet til ulike yrker som følge av generativ KI, hvor vi definerer effektiviseringspotensial til å være graden av tidsbesparelse i et yrke. For å komme frem til dette tallet har vi brutt yrker ned i sine enkelte arbeidsoppgaver og brukt KI til å klassifisere hver arbeidsoppgave etter dennes eksponering for KI-verktøy. Vi deler arbeidsoppgavene i fire kategorier: minimal effekt (ME), god effekt (GE), effekt med ekstraverktøy (EE) og effekt med synsevner (ES). De to siste kategoriene betyr at arbeidsoppgaven kan effektiviseres godt dersom språkmodellen har et ekstra økosystem bygget rundt seg, eller evnen til å se bilde eller film. Vi bruker så kategoriene til å kvantifisere effektiviseringspotensial basert på antall arbeidsoppgaver som kan effektiviseres i hvert yrke, dette er den beskrivende faktoren videre i analysen. I dette kapitlet gir vi en grundig og teknisk forklaring av vår fremgang til data og modell.

En kombinasjon av amerikanske og norske data

I vår analyse bruker vi en videreutvikling av metodikken beskrevet i “GPTs are GPTs” av OpenAI¹³. I likhet med OpenAI, benytter vi oss av O*NET-databasen¹⁴, som inneholder en liste med over 923 yrker og tilhørende arbeidsoppgaver. Hver yrkesgruppe i databasen har i gjennomsnitt 20 forskjellige arbeidsoppgaver beskrevet.

Input:

Yrke: Dispatchers, Except Police, Fire, and Ambulance

Task type: Core

Task: Schedule or dispatch workers, work crews, equipment, or service vehicles to appropriate locations, according to customer requests, specifications, or needs, using radios or telephones.

GPT-4 kategorisering:

Label: ES (effekt med synsevner)

Forklaring: While the LLM can assist in organizing and scheduling tasks, it would require additional software to integrate with existing systems to dispatch workers, crews, equipment, or vehicles to appropriate locations.

O*NET-databasen er en amerikansk database og tilsvarende ikke yrkesdataene som utgis av SSB. Vi bruker derfor et kryssreferansedatasett fra *US Bureau of Labor Statistics*¹⁵ for å konvertere de ulike yrkeskodene til ISCO, som harmonerer med de norske yrkesdataene.

Videre blir supplerende statistikk for hver yrkesgruppe hentet fra Statistisk sentralbyrå (SSB) for videre analyse.

¹³ Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). *Gpts are gpts: An early look at the labor market impact potential of large language models*. *arXiv preprint arXiv:2303.10130*.

¹⁴ https://www.onetcenter.org/dictionary/20.1/excel/task_statements.html

¹⁵ https://www.bls.gov/soc/ISCO_SOC_Crosswalk.xls

- **08536: Kjønn- og næringsfordeling (88 grupper) blant sysselsatte (15-74 år). 4. kvartal (K) 2008 – 2022:** Denne tabellen beskriver sysselsettingen for bosatte i Norge på et detaljert nivå. Dataene er brukt til å undersøke effektiviseringspotensialet på næring- og fylkesnivå.
- **Sysselsatte 15-74 år, etter arbeidsstedsfylke. Person og prosent. 4. kvartal:** Denne tabellen beskriver sysselsettingen for bosatte i Norge på et detaljert og regionalt nivå.
- **09391: Hovedtall fylkesfordelt nasjonalregnskap, etter region, statistikkvariabel og år:** Denne tabellen viser det fylkesfordelte nasjonalregnskapet.
- **Spesialbestilling fra SSB:** Denne tabellen inneholder enda mer finmasket data på sysselsatte i Norge enn vanlig tabeller SSB leverer. Her finner vi antall sysselsatte innenfor ett spesifikt yrke for alle næringene. Tabellen inneholder også en ISCO-08-Kode, som er brukt til å knytte tabellen til vår data på effektiviseringspotensialet i prosent.

Små justeringer i modellen fra GPTs are GPTs

Modellen vi benytter for å vurdere effektiviseringspotensialet i ulike yrker er basert på kategorisering av arbeidsoppgaver ved hjelp av en språkmodell, mer spesifikt GPT-4-motoren. Hver arbeidsoppgave blir kategorisert i én av fire mulige kategorier (ME, GE, EE og ES) ved hjelp av et detaljert instruksjonsark (Se vedlegg 1), som klargjør betingelsene for hver kategori.

For å øke nøyaktigheten i vår analyse, blir resultatene av GPT-4s kategorisering sammenlignet med et mindre utvalg av manuelt kategoriserte oppgaver, som hjelper å identifisere viktige motsetninger mellom menneskers og GPT-4s valg. I tillegg blir resultater evaluert løpende gjennom analyseprosessen for å avdekke eventuelle inkonsistenser. For eksempel blir noen spesielt utfordrende yrkesgrupper, blant andre «Dispatchers, Except Police, Fire, and Ambulance» og «Telemarketers» undersøkt for hver kategorisering for å evaluere nøyaktigheten. Disse to yrkene inneholder oppgaver som inkluderer verbal kommunikasjon, der GPT-4 har for vane å foreslå effektivisering ved å generere manus fortløpende. Det var nøyaktig denne egenskapen som ble testet av Brynjolfsson et. Al.¹⁶, som konkluderte med god effekt for uerfarne ansatte, men lite til ingen for erfarne.

To metriske indikatorer, α og β , brukes deretter for å kvantifisere en samlet score per yrke. α beregnes som en vektet andel av oppgaver kategorisert som «God effekt», der kjerneoppgaver vektet dobbelt i henhold til O*NET-databasen. β er en utvidelse av α og inkluderer også «effekt med ekstraverktøy» og «effekt med synsevner», men kun med 50 prosents vekt. Formlene uten vektning blir da henholdsvis,

$$\alpha = \frac{n_{\text{god effekt}}}{n_{\text{total}}}, \quad \beta = \frac{n_{\text{god effekt}} + 0.5 \times (n_{\text{effekt med ekstraverktøy}} + n_{\text{effekt med synsevner}})}{n_{\text{total}}}$$

Det endelige resultatet er et datasett med 923 yrkesrader, hver med en score beregnet ved hjelp av α - eller β -indikatorerne. Til slutt beregner vi effektiviseringspotensial ved å multiplisere β -scoren med 0.6. Dette gjøres for å få et tall som kan tolkes som direkte tidsbesparelse, fordi kategoriene er definert som tidsreduksjon mellom 50 og 100 prosent. 60 prosent er valgt som et konservativt anslag.

¹⁶ Erik Brynjolfsson, Danielle Li, Lindsey R. Raymond, *Generative AI at Work*. NBER Working Paper No. 31161, April 2023. DOI: [10.3386/w31161](https://doi.org/10.3386/w31161)

Vi kobler yrkesdata med næringsdata for å analysere variasjonen

Videre kobles datasettet mot sysselsettingstall for det norske arbeidsmarkedet, og gir dermed viktige indikasjoner på hvordan store språkmodeller kan komme til å påvirke arbeidsstyrken i Norge. Vi har brukt sysselsettingstabeller fra SSB og koblet sammen yrkenes effektiviseringspotensial med yrkeskomposisjonene i forskjellige norske næringskoder¹⁷. For å bestemme effektiviseringspotensialet i de ulike næringene, multipliserte vi yrkenes effektiviseringspotensial med antall ansatte per yrke og summerte resultatet for hver næring. Inndelingen av næringsstandard og næringskoder er basert på SN2007 fra SSB.¹⁸

$$\text{Effektiviseringspotensial i næring} = \sum_{i=1}^n \frac{\text{effektiviseringspotensial}_i * \text{antall sysselsatte}_i}{\text{antall sysselsatte i næringen}}$$

Vi har videre brukt disse dataene til å gjøre analyser på fylkesnivå ved å koble på dataene med relevante tabeller på næringsfordeling fra SSB. Det har også blitt gjort en analyse med vekt på offentlig sektor, ved å definere offentlig sektor som næringene «Offentlig administrasjon og forsvar, samt trygdeordninger underlagt offentlig forvaltning», «Undervisning» og «helse og sosialtjenester». Disse næringene består hovedsakelig av sysselsatte i offentlig sektor, selv om det også kan forekomme sysselsatte i private sektorer, for eksempel private helsetjenester. Den mulige inkludering av private tjenester gjør også at totalt antall sysselsatte er noe høyere enn for offentlig sektor alene.

I offentlig sektor finner vi ofte de samme yrkene som vi gjør i næringslivet generelt, men fordelingen av antall sysselsatte i yrkene er ofte annerledes. For å hindre at vi kun gjentar resultatene vi finner på yrkesnivå, har vi valgt å multiplisere effektiviseringspotensial med antall ansatte i hvert yrke for å estimere antall «årsverk» KI kan dekke. Dette betyr at det ikke kun vil være effektiviseringspotensialet i prosent som vil ha innvirkning, men også antall sysselsatte i yrket.

Et viktig forbehold er at disse kalkulasjonene kun er estimer, da koblingen mellom effektiviseringspotensial i prosent for næringer koblet over til geografiske effekter kan bli upresis. Et eksempel er at ett fylke kan ha en annen intern yrkesfordeling i en næringsgruppe enn fordelingen er på nasjonalt nivå, og da vil vår gruppering feilaktig vekte arbeidsoppgavene i enten for stor eller for lite effektivisering enn det som er den faktiske i det fylkes næringsgruppe.

Vi benytter en mer konservativ kategorisering

En nøkkelforskjell mellom vår metode og den benyttet av OpenAI's artikkel, er knyttet til kategoriseringen av hver enkelt arbeidsoppgave. I motsetning til OpenAI, gjennomfører vi analysen fem ganger for hver arbeidsoppgave, noe som gir litt forskjellig svar hver gang. Variasjonene i svarene kan tilskrives flere faktorer. En av dem er språkmodellens innebygde stokastiske egenskaper, som betyr at identiske input ikke alltid vil generere nøyaktig samme output. Videre har det også vært små justeringer i instruksjonene underveis i studien. Da kategoriseringen har foregått over en seksmånedersperiode, kommer noen av variasjonene som en naturlig konsekvens av kontinuerlig utvikling og oppdatering av GPT-4.

Vår konservative strategi innebærer at vi systematisk velger det mest pessimistiske av de fem svarene som modellen genererer. Hvis et av fem svar er «Minimal effekt», blir dette det foretrukne svaret. På denne måten

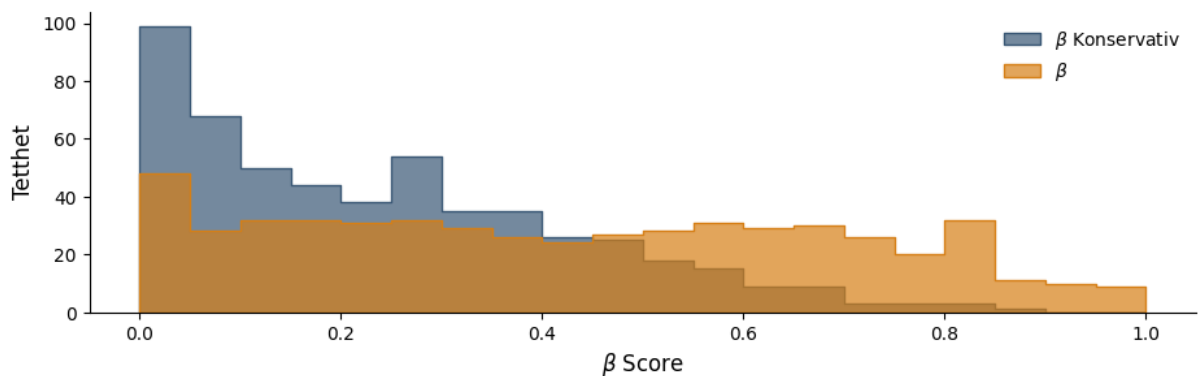
¹⁷ [Standard for næringsgruppering \(SN\) \(ssb.no\)](#)

¹⁸ [Næringsstandard og næringskoder - SSB](#)

mener vi å gi et mer realistisk og robust bilde av hvordan avanserte språkmodeller som GPT-4 kan påvirke effektiviteten i forskjellige yrker.

En sammenligning mellom vår konservative metode og den benyttet av OpenAI er visualisert i Figur 1. Den viser fordelingen av β -score (fordelingen vil være lik for effektiviseringspotensialet, men med verdier mellom 0 og 0.6). Fra denne figuren kan vi se tyde et visst optimistisk bias, hvor flere yrker får alle sine arbeidsoppgaver berørt. Vi tolker at GPT-4 har en tendens til å overvurdere sin egen evne til å automatisere eller effektivisere oppgaver og mener derfor den konservative fordelingen vi benytter, er mer realistisk.

Figur 13: Effektiviseringspotensial i det norske arbeidsmarkedet ved bruk av to metodologiske tilnærminger. Kilde: Menon Economics.



Det er viktig å merke seg at α og β , som går fra 0 til 1, er mål på andelen arbeidsoppgaver som er berørt av KI. De representerer altså *ikke* den prosentvise reduksjonen i arbeidstid. For å gjøre et anslag på tidsbesparelse har vi gjort følgende antagelser:

1. Hver kjerneoppgave opptar like mye tid av arbeidsdagen i et yrke.
2. Hver tilleggsoppgave opptar like mye tid av arbeidsdagen i et yrke.

Som en konsekvens av 1 og 2 antar vi derfor at α og β er gir et estimat på andel arbeidsoppgaver berørt.

3. Den gjennomsnittlige tidsbesparelsen for kategorier med målbar effekt (GE, EE og ES) er 60 prosent.

En oppgave faller i disse kategoriene dersom tidsbesparelse vurderes til å være mellom 50 og 100 prosent. 60 prosent er derfor å anse som et konservativt anslag.

- 4.

Samlet betyr dette at effektiviseringsscore α og β kan oversettes til

$$\text{Effektiviseringspotensial} = 0.6\beta,$$

Hvor tallet kan tolkes som direkte tidsbesparelse.

Vedlegg: Rubrikk

Under følger rubrikken som er benyttet som instruksjon for språkmodellen. Vi har brukt OpenAI sin metode som utgangspunkt, og kategoriene har derfor litt andre navn. I rubrikken tilsvarer E0, E1, E2 og E3 våre kategorier ME, GE, EE og ES.

E Exposure Taxonomy

Consider the most powerful OpenAI large language model (LLM) This model can complete many tasks

that can be formulated as having text input and text output where the context for the input can be captured in 2000 words. The model also cannot draw up-to-date facts (those from <1 year ago) unless they are captured in the input.

Assume you are a worker with an average level of expertise in your role trying to complete the given task. You have access to the LLM as well as any other existing software or computer hardware tools mentioned in the task. You also have access to any commonly available technical tools accessible via a laptop (e.g. a microphone, speakers, etc.). You do not have access to any other physical tools or materials.

Please label the given task according to the taxonomy below. ## E0 – No exposure

Label tasks E0 if direct access to the LLM through an interface like ChatGPT or the OpenAI playground cannot reduce the time it takes to complete this task with equivalent quality by half or more.

If a task requires a high degree of human interaction (for example, in person demonstrations) then it should be classified as E0.

Label as E0 or E2 if the task requires real-time verbal correspondence or audio communication via radio or telephone, even if an LLM could assist by writing scripts.

Very specialized and repetitive tasks are likely performed frequently by the worker, so the utility of the LLM may be limited to the initial learning phase of the job and should be labeled E0. Label as E0 if an LLM only contributes to time reduction the first time the task is done.

E1 – Direct exposure

Label tasks E1 if direct access to the LLM through an interface like ChatGPT or the OpenAI playground alone can reduce the time it takes to complete the task with equivalent quality by at least half. This includes tasks that can be reduced to: - Writing and transforming text and code according to complex instructions, - Providing edits to existing text or code following specifications, - Writing code that can help perform a task that used to be done by hand, - Translating text between languages, - Summarizing medium-length documents,

- Providing feedback on documents, - Answering questions about a document, or - Generating questions a user might want to ask about a document.

E2 – Exposure by LLM-powered applications

Label tasks E2 if having access to the LLM alone may not reduce the time it takes to complete the task by at least half, but it is easy to imagine additional software that could be developed on top of the LLM that would reduce

the time it takes to complete the task by half. This software may include capabilities such as: - Summarizing documents longer than 2000 words and answering questions about those documents - Retrieving up-to-date facts from the Internet and using those facts in combination with the LLM capabilities - Searching over an organization's existing knowledge, data, or documents and retrieving information

Examples of software built on top of the LLM that may help complete worker activities include: - Software built for a home goods company that quickly processes and summarizes their up-to-date internal data in customized ways to inform product or marketing decisions - Software that is able to suggest live responses for customer service agents speaking to customers in their company's customer service interface - Software built for legal purposes that can quickly aggregate and summarize all previous cases in a particular legal area and write legal research memos tailored to the law firm's needs - Software specifically designed for teachers that allows them to input a grading rubric and upload the text files of all student essays and have the software output a letter grade for each essay - Software that retrieves up-to-date facts from the internet and uses the capabilities of the LLM to output news summaries in different languages

E3 – Exposure given image capabilities

Suppose you had access to both the LLM and a system that could view, caption, and create images. This system cannot take video media as inputs. This system cannot accurately retrieve very detailed information from image inputs, such as measurements of dimensions within an image. Label tasks as E3 if there is a significant reduction in the time it takes to complete the task given access to a LLM and these image capabilities: - Reading text from PDFs, - Scanning images, or - Creating or editing digital images according to instructions.

Annotation examples:

Occupation: Inspectors, Testers, Sorters, Samplers, and Weighers Task: Adjust, clean, or repair products or processing equipment to correct defects found during inspections. Label (E0/E1/E2/E3): E0 Explanation: The model does not have access to any kind of physicality, and more than half of the task (adjusting, cleaning and repairing equipment) described requires hands or other embodiment.

Occupation: Computer and Information Research Scientists Task: Apply theoretical expertise and innovation to create or apply new technology, such as adapting principles for applying computers to new uses. Label (E0/E1/E2/E3): E1 Explanation: The model can learn theoretical expertise during training as part of its general knowledge base, and the principles to adapt can be captured in the text input to the model.

Activity: Schedule dining reservations. Label (E0/E1/E2/E3): E2 Explanation: Automation technology already exists for this (e.g. Resy) and it's unclear what an LLM offers on top of using that technology (no-diff). That said, you could build something that allows you to ask the LLM to make a reservation on Resy for you. (E3)

Activity: Negotiate purchases or contracts. Label (E0/E1/E2/E3): E2 Explanation: You could have each party transcribe their point of view and then feed this to an LLM to resolve any disputes (E3). That said, many people would need to buy into using new technological tools to accomplish this (system).

Occupation: Allergists and Immunologists Task: Prescribe medication such as antihistamines, antibiotics, and nasal, oral, topical, or inhaled glucocorticosteroids. Label (E0/E1/E2/E3): E2 Explanation: The model can provide guesses for different diagnoses and write prescriptions and case notes. However, it still requires a human in the loop using their judgment and knowledge to make the final decision.

Output list with items "index: {TaskID }label: {label} explanation: {5 word explanation (Without "LLM can" or similar)}" separated by ";"

Referanseliste

Acemoglu, D., & Johnson, S. (2023). Power and progress. John Murray.

Agrawal, A. K., Gans, J. S., & Goldfarb, A. (2023). The Turing Transformation: Artificial Intelligence, Intelligence Augmentation, and Skill Premiums. *National Bureau of Economic Research, Working Paper Series, No. 31767*. <https://doi.org/10.3386/w31767>.

Autor, D. H., Dorn, D., & Hanson, G. H. (2013). The china syndrome: Local labor market effects of import competition in the United States. *American Economic Review*, 103(6), 2121–2168. <https://doi.org/10.1257/aer.103.6.2121>

Arbeidsmarkedet for helsepersonell fram mot 2040. (n.d.). Hentet fra <https://www.ssb.no/arbeid-og-lonn/sysselsetting/artikler/arbeidsmarkedet-for-helsepersonell-fram-mot-2040>.

Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2023). Generative AI at Work. *NBER Working Paper No. 31161*. <https://doi.org/10.3386/w31161>.

Dell’Acqua, F. et al. (2023). Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality. *SSRN Electronic Journal* [Preprint]. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4573321>.

Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). Gpts are gpts: An early look at the labor market impact potential of large language models. *arXiv preprint arXiv:2303.10130*.

Gizmodo’s owner replaced its Spanish language journalists with AI – The Verge. (n.d.). Hentet fra <https://www.theverge.com/2023/9/1/23856029/gizmodo-shuts-down-spanish-language-site-ai-translations>

ISCO to SOC crosswalk – https://www.bls.gov/soc/ISCO_SOC_Crosswalk.xls.

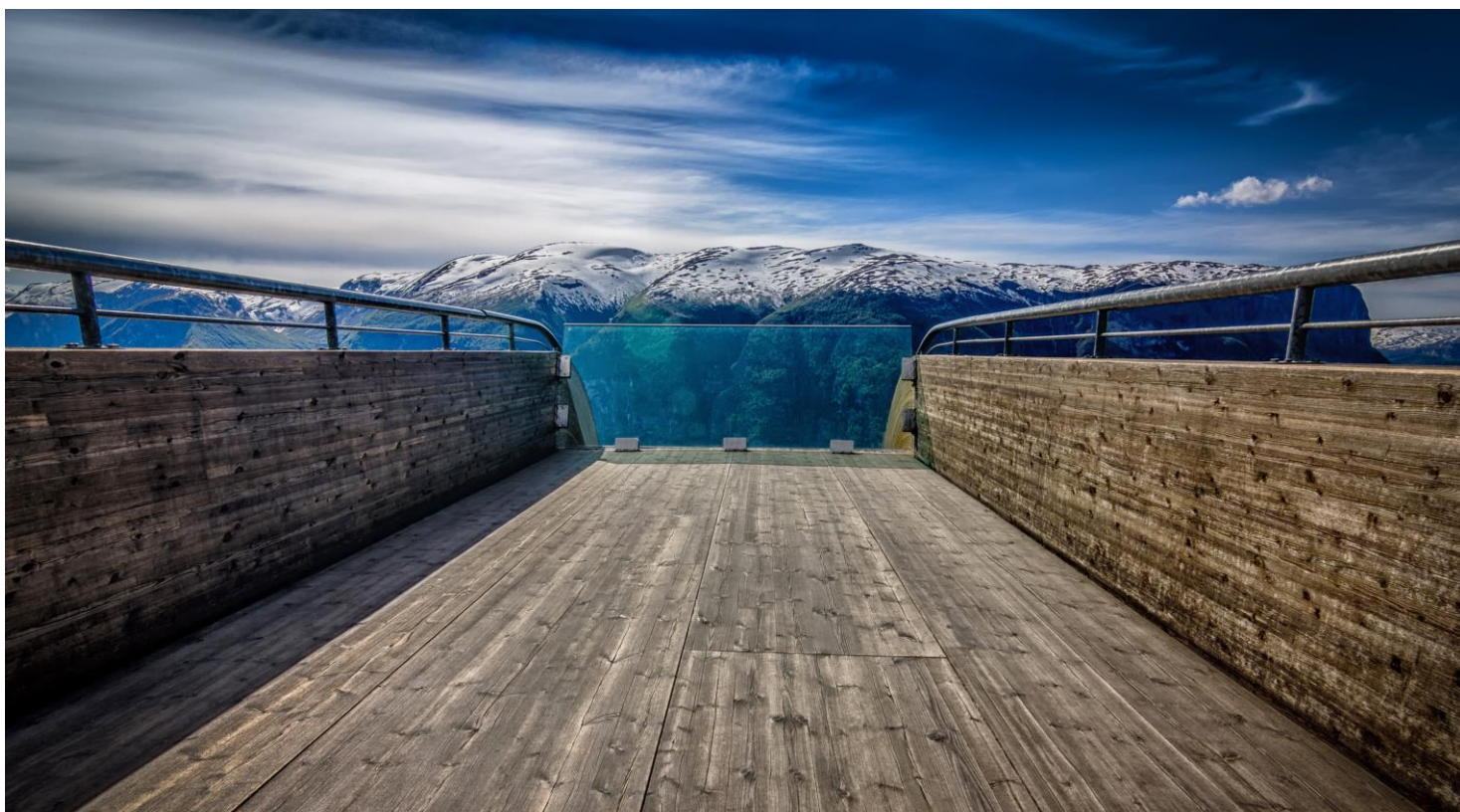
Næringsstandard og næringskoder – SSB. (n.d.). Hentet fra <https://www.ssb.no/virksomheter-foretak-og-regnskap/naeringsstandard-og-naeringskoder>.

OECD. (2023). OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market. *OECD Publishing, Paris*. <https://doi.org/10.1787/08785bba-en>.

O*NET Occupations and tasks - https://www.onetcenter.org/dictionary/20.1/excel/task_statements.html.

Shakked Noy, & Whitney Zhang. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381, 187-192. <https://doi.org/10.1126/science.adh2586>.

Standard for næringsgruppering (SN). (n.d.). Hentet fra <https://www.ssb.no/klasse/klassifikasjoner/6>.



Menon Economics analyserer økonomiske problemstillinger og gir råd til bedrifter, organisasjoner og myndigheter.

Vi er et medarbeidereiet konsultentselskap som opererer i grenseflatene mellom økonomi, politikk og marked.

Menon kombinerer samfunns- og bedriftsøkonomisk kompetanse innenfor fagfelt som samfunnsøkonomisk lønnsomhet, verdsetting, nærings- og konkurranseøkonomi, strategi, finans og organisasjonsdesign. Vi benytter forskningsbaserte metoder i våre analyser og jobber tett med ledende akademiske miljøer innenfor de fleste fagfelt. Alle offentlige rapporter fra Menon er tilgjengelige på vår hjemmeside www.menon.no.

+47 909 90 102 | post@menon.no | Sørkedalsveien 10 B, 0369 Oslo | menon.no