



# Potensielle effekter på sysselsetting av økt bruk av generativ kunstig intelligens

Trond Christian Vigtel

TALL

SOM FORTELLER

NOTATER / DOCUMENTS

2025/15

I serien Notater publiseres dokumentasjon, metodebeskrivelser, modellbeskrivelser og standarder.

© Statistisk sentralbyrå

Publisert: 31. mars 2025

ISBN 978-82-587-1998-1

ISSN 0806-2056

<b>Standardtegn i tabeller</b>	<b>Symbol</b>
<b>Ikke mulig å oppgi tall</b> Tall finnes ikke på dette tidspunktet fordi kategorien ikke var i bruk da tallene ble samlet inn.	.
<b>Tallgrunnlag mangler</b> Tall er ikke kommet inn i våre databaser eller er for usikre til å publiseres.	..
<b>Vises ikke av konfidensialitetshensyn</b> Tall publiseres ikke for å unngå å identifisere personer eller bedrifter.	:
<b>Desimalskilletegn</b>	,

## Forord

Formålet med dette notatet er å skissere det mulige automatiseringspotensialet for sysselsetting i norsk økonomi som følge av større bruk av generativ kunstig intelligens. De potensielle effektene for automatisering anslås basert på sysselsettingstall for 2024 delt etter yrke og utdanning, samt gjennom en justering av framskrevet etterspørsel etter arbeidskraft delt etter utdanning mot 2050.

Arbeidet med notatet er finansiert av Direktoratet for høyere utdanning og kompetanse (HK-dir).

Statistisk sentralbyrå, 23. mars 2025

Linda Nøstbakken

# Innhold

<b>Forord</b> .....	<b>3</b>
<b>1. Introduksjon</b> .....	<b>5</b>
1.1. Litteraturoversikt .....	5
1.1.1. Automatiseringseffekten .....	5
1.1.2. Produktivitetseffekten .....	6
<b>2. Rammeverk og data</b> .....	<b>7</b>
2.1. Rammeverk .....	7
2.1.1. Automatiseringseffekten .....	8
2.1.2. Produktivitetseffekten .....	8
2.1.3. Innovasjonseffekten.....	8
2.2. Data om eksponering til generativ KI etter yrke .....	8
2.3. Data om sysselsetting etter yrke og utdanning .....	11
<b>3. Automatiseringspotensialet i norsk økonomi</b> .....	<b>13</b>
3.1. Viktige antakelser.....	13
3.2. Automatiseringspotensial etter yrke.....	13
3.3. Automatiseringspotensial etter faggruppe .....	14
3.4. Totalt mulig automatiseringspotensial .....	15
3.5. Sammenlikning med andre studier .....	16
<b>4. Endringer i framskrevet etterspørsel etter arbeidskraft</b> .....	<b>17</b>
4.1. Automatiseringspotensialet på tvers av utdanningsgrupper .....	17
4.2. Innfasingstempo .....	19
4.3. Etterspørsel delt etter utdanningsnivå .....	20
4.4. Etterspørsel delt etter fagfelt .....	24
<b>5. Økt produktivitet ved økt bruk av generativ KI</b> .....	<b>30</b>
5.1. Viktige antakelser.....	30
5.2. Effekter på økonomien av økt TFP-vekst .....	31
5.3. Endringer i etterspørsel delt etter utdanningsnivå .....	32
5.4. Endringer i etterspørsel delt etter fagfelt .....	36
<b>6. Oppsummering</b> .....	<b>42</b>
<b>Referanser</b> .....	<b>46</b>
<b>Figurregister</b> .....	<b>48</b>
<b>Tabellregister</b> .....	<b>50</b>

# 1. Introduksjon

Stadig større bruk av generativ kunstig intelligens (heretter omtalt som generativ KI) i norsk økonomi vil kunne ha potensialet til å endre både produktiviteten til nåværende arbeidstakere og utviklingen i etterspørselen etter arbeidskraft framover. Det er likevel ikke entydig hva effekten av større bruk av generativ KI på produktivitet og etterspørsel etter arbeidskraft vil være, verken på kort eller lang sikt. Litt forenklet kan man skille mellom tre potensielle effekter av økt bruk av generativ KI: (i) «automatiseringseffekten», (ii) «produktivitetseffekten», og (iii) «innovasjonseffekten» (Albanesi m.fl., 2025). Den første effekten går ut på at arbeidsoppgaver som tidligere ble utført av mennesker nå utføres ved hjelp av generativ KI, og at bruken av arbeidskraft på enten intensiv eller ekstensiv margin kan reduseres. Den andre effekten omhandler at produktiviteten til arbeidstakere øker uten at bruken av arbeidskraft reduseres, men heller at produksjon per arbeidsenhet øker. Den tredje effekten er mer langsiktig ved at en potensiell økt produktivitet i økonomien igjen skaper økt etterspørsel etter varer og tjenester, og dermed økt sysselsetting.

Med generativ KI mener vi kunstig intelligens som produserer tekst, programvarekode, bilder, video eller lyd i respons til menneskelige tekstforespørsler (Filippucci m.fl., 2024). Dette kan være store språkmodeller («large language models», ofte forkortet til LLM) som ChatGPT, som for eksempel kan brukes til å oppsummere dokumenter på en kortfattet måte, skrive programkode for å utføre en oppgave og besvare spørsmål basert på kunnskapsdatabasen til en bedrift.

Formålet med dette notatet er å skissere det vi omtaler som «automatiseringspotensialet» i norsk økonomi etter yrke og utdanning som følge av større bruk av generativ KI. Resultatene for automatiseringspotensialet brukes deretter inn i en justering av etterspørselsutviklingen fra rapporten om framskrivningen av tilbud av og etterspørsel etter utdanning fram mot 2050 (Vigtel, 2024a) for å vurdere effekten av større bruk av generativ KI på differansen mellom tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft delt etter utdanning. Til slutt ser vi på potensielle effekter av økt total faktorproduktivitet som følge av økt bruk av generativ KI ved å bruke den makroøkonometriske modellen KVARTS.

## 1.1 Litteraturoversikt

Litteraturen om bruk av KI og effekten på arbeidsmarkedet er omfattende, og dette delkapittelet vil kun dekke en brøkdel av denne litteraturen. For enkelhets skyld deler vi opp litteraturoversikten i to distinkte deler: effekten på automatisering og effekten på produktivitet.

### 1.1.1 Automatiseringseffekten

Eloundou m.fl. (2024) bruker den amerikanske O\*NET-databasen over arbeidsoppgaver, og anslår potensialet for automatisering av hver arbeidsoppgave med bruk av generativ KI. For å gjøre dette bruker de GPT-4 for å anslå automatiseringspotensialet basert på beskrivelsen av hver arbeidsoppgave, og deretter aggregerer de automatiseringspotensialet til yrkesnivå basert på data for 2020–2021. Basert på dette finner de at om lag 15 prosent av alle arbeidsoppgaver i USA kan automatiseres. Denne andelen øker til 47–56 prosent om generativ KI kombineres med annen programvare og teknologier som bygger på generativ KI. Som andel av BNP utgjør automatiserbare arbeidsoppgaver 19,9 prosent. Svalheim m.fl.

(2023) og Svalheim m.fl. (2024) bruker tilsvarende metode som Eloundou m.fl. (2024) på norske data, og finner at om lag 17 prosent av arbeidstiden kan automatiseres ved større bruk av generativ KI.

Bonfiglioli m.fl. (2025) finner negative effekter på sysselsettingen på lokalt nivå i USA over perioden 2000–2020 som følge av økt eksponering til KI, og at den negative sysselsettingseffekten drives av effekten på jobber med lavt kompetansekrav og jobber innenfor bygg og anlegg, reparasjon og vedlikehold og utvinning. Samsvarende med dette er effekten estimert til å være positiv for personer i øvre del av lønnsfordelingen, som indikerer at økt bruk av KI har en automatiseringseffekt som ikke er uniform på tvers av arbeidsmarkedet. Brey og van der Marel (2024) bruker aggregerte data fra Eurostat (delt etter næring og land) for perioden 2012–2021 og finner ingen negative sysselsettingseffekter av KI på tvers av utdanningsgrupper. Engberg m.fl. (2024) bruker bedriftsdata fra Danmark, Sverige og Portugal og finner en redusert etterspørsel etter arbeidskraft innenfor yrkesfeltene håndverkere, prosess- og maskinoperatører, transportarbeidere, renholdere og hjelpearbeidere og økt etterspørsel etter personer innenfor yrkesfeltene ledere, akademiske yrker og høyskoleyrker. Bonney m.fl. (2024) finner derimot, basert på en omfattende spørreundersøkelse av amerikanske bedrifter i 2023 og 2024, at økt bruk av KI medfører større bruk av teknologien i nåværende arbeidsoppgaver (om lag 27 prosent av bedrifter), og ikke en reduksjon av sysselsettingen (om lag 5 prosent av bedrifter).

### 1.1.2 Produktivitetseffekten

Brynjolfsson m.fl. (2025) ser på produktivitetseffekten av å innføre en KI-basert assistent for kundebehandling basert på GPT-3 for om lag 5 000 sysselsatte, og finner at det øker gjennomsnittlig produktivitet med 15 prosent den første månedene og 25 prosent etter tre måneder. Den estimerte effekten er størst for sysselsatte med kortere arbeidserfaring og som scorer lavere på ytelsesindikatoren, mens effekten er mer moderat for sysselsatte med lang erfaring og høy score på ytelsesindikatoren. Hatzius m.fl. (2023) anslår at økt bruk av generativ KI kan øke arbeidskraftsproduktiviteten i USA med om lag 1,5 prosentpoeng hvert år over en tiårsperiode, men understreker at anslaget er usikkert og kan variere mellom 0,3 prosentpoeng og 3,0 prosentpoeng avhengig av antakelser som legges til grunn. Globalt anslår forfatterne tilsvarende bidrag til veksten i arbeidskraftsproduktivitet på 1,4 prosentpoeng årlig over en tiårsperiode. Ved å bruke data fra O\*NET-databasen utleder Acemoglu (2024) et tillegg til veksten i total faktorproduktivitet det neste tiåret på totalt 0,66 prosentpoeng. Aghion og Bunel (2024) anslår på sin side et tillegg i veksten til total faktorproduktivitet på 0,8–1,3 prosentpoeng hvert år det neste tiåret basert på en historisk sammenlikning, og et medianestimat på 0,68 prosentpoeng hvert år det neste tiåret ved å bruke en tilsvarende tilnærming som Acemoglu (2024).

Flatval m.fl. (2023) anslår at bidraget fra økt bruk av KI på produktivitsvekst (målt som verdiskaping per arbeidstime) i Norge øker fram til 2030 før det flater ut og faller noe fram mot 2040. De anslår at bruk av generativ KI potensielt vil kunne løfte den gjennomsnittlige produktivitsveksten over perioden 2023–2040 fra om lag 0,6 prosent til om lag 1,3 prosent, målt som årlig rate. Basert på Chui m.fl. (2023) anslår McKinsey (2023) på sin side et potensielt bidrag til årlig produktivitsvekst for arbeidskraft i Norge som følge av økt bruk av generativ KI på om lag 0,3–0,7 prosentpoeng årlig fram mot 2040. Hvis generativ KI kombineres med andre teknologier øker dette anslaget til 0,9–3,7 prosentpoeng.

## 2. Rammeverk og data

### 2.1 Rammeverk

For å utlede hvordan generativ KI kan påvirke arbeidsmarkedet, tar vi utgangspunkt i arbeidsoppgaver («tasks») og hvordan disse «eksponeres» for innføringen av generativ KI. Bruken av begrepet «eksponering» er ment å fange opp at generativ KI både kan være et substitutt til menneskelig arbeidsinnsats for å utføre en arbeidsoppgave i form av automatisering («automation») og en komplementær teknologi som øker produktiviteten til menneskelig arbeidsinnsats for en arbeidsoppgave («task complementarity»).

Dette kan illustreres ved modelloppsettet til Acemoglu (2024). Produksjon av en sluttvare  $Y$  produseres ved å kombinere  $N$  arbeidsoppgaver i henhold til følgende produksjonsteknologi:

$$Y = B(N) \left( \int_0^N y(z)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} dz \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}, \quad (2.1)$$

hvor  $y(z)$  er produksjonen fra arbeidsoppgave  $z \in [0, N]$  og  $\sigma \in [0, 1]$  er substitusjonselastisiteten mellom arbeidsoppgaver som inngår i produksjonsprosessen.  $B$  er en parameter som fanger opp effekten av nye oppgaver på total produksjon. Produksjon fra arbeidsoppgaver kan produseres ved å bruke kapital ( $k$ ) eller arbeidskraft ( $l$ ) i henhold til produksjonsfunksjonen:

$$y(z) = A_L \gamma_L(z) l(z) + A_K \gamma_K(z) k(z) \quad \text{for alle } z \in [0, N], \quad (2.2)$$

hvor  $A_L$  og  $A_K$  er henholdsvis arbeidskrafts- og kapitalspesifikke produktivetsfaktorer,  $\gamma_L(z)$  og  $\gamma_K(z)$  er henholdsvis arbeidskraftens og kapitalbeholdningens oppgavespesifikke produktivetsfaktorer, og  $l(z)$  og  $k(z)$  betegner arbeidskraft og kapital brukt for å utføre arbeidsoppgave  $z$ .

I det følgende antas det at  $\gamma_L(z)/\gamma_K(z)$  øker med  $z$ , slik at arbeidskraft har en komparativ fordel i arbeidsoppgaver med høyere indeks. Dette innebærer at det finnes en terskelverdi  $I$  slik at arbeidsoppgaver  $z \leq I$  produseres kun med kapital, og arbeidsoppgaver over denne terskelen produseres kun med arbeidskraft.

Videre antas det som en forenkling at arbeidstilbudet er inelastisk (altså at arbeidstakere ikke responderer på endringer i lønn), slik at totalt arbeidstilbud er definert som:

$$L = \int_0^N l(z) dz, \quad (2.3)$$

hvor hver enhet av arbeidskraft avlønnes med lønn lik  $w$ . Kapital er spesialisert for arbeidsoppgavene den brukes i, og kapital av type  $z$  produseres lineært fra sluttvaren med enhetskostnad lik 1 som følger:

$$R(z) = R(K) \rho(z), \quad (2.4)$$

hvor  $K = \int_0^N k(z) dz$  er den totale kapitalbeholdningen i økonomien. Alle bedrifter tar prisen på kapital for arbeidsoppgave  $z$ ,  $R(z)$ , som gitt. For arbeidsoppgaver som ennå ikke er teknologisk automatisert kan man enten sette  $\gamma_K(z) = 0$  eller la  $\rho(z)$  være veldig stor.

I markedslievekt vil allokeringen av arbeidsoppgaver  $z \in [0, N]$  være kostnadsminimerende. Det vil si at arbeidsoppgave  $z \in [0, N]$  produseres av arbeidskraft hvis og bare hvis:

$$\frac{w}{A_L \gamma_L(z)} < \frac{R(z)}{A_K \gamma_K(z)}. \quad (2.5)$$

Dermed vil alle arbeidsoppgaver  $z > I$  utføres av arbeidskraft (som vil si  $l(z) = 0$  for alle  $z \leq I$  og  $k(z) = 0$  for alle  $z > I$ ). I markedslikevekt må alle arbeidsoppgaver utført av arbeidskraft oppfylle:

$$B^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} A_L^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \gamma_L(z)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} l(z)^{-\frac{1}{\sigma}} Y^{\frac{1}{\sigma}} = w. \quad (2.6)$$

Dette innebærer at for to arbeidsoppgaver  $z > I$  og  $z' > I$  vil

$$\frac{l(z)}{l(z')} = \left( \frac{\gamma_L(z)}{\gamma_L(z')} \right)^{\sigma-1}. \quad (2.7)$$

For enhver oppgave  $z < I$  brukes kun kapital, og førsteordensbetingelsen for kapitalintensitet er:

$$B^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} A_K^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \gamma_K(z)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} k(z)^{-\frac{1}{\sigma}} Y^{\frac{1}{\sigma}} = R(K)\rho(z). \quad (2.8)$$

### 2.1.1 Automatiseringseffekten

Automatiseringseffekten medfører at terskelverdien  $I$  øker, gjennom enten at marginalproduktiviteten til kapital øker eller at kostnaden av kapital reduseres. Alt annet gitt vil dette føre til en større økning av kapital, ettersom alle arbeidsoppgaver  $z < I$  produseres av kapital. Eksempler på slike arbeidsoppgaver kan være oversettelse av enkel tekst fra ett språk til et annet, eller klassifisering av produkter basert på informasjon om innhold.

### 2.1.2 Produktivitetseffekten

Produktivitetseffekten øker produktiviteten til arbeidskraft, som kan skje gjennom at kostnaden av kapital som brukes komplementært til arbeidskraft for noen arbeidsoppgaver  $z > I$  reduseres eller ved at marginalproduktiviteten til arbeidskraft  $\gamma_L(z)$  øker for noen arbeidsoppgaver  $z \leq I$ . For eksempel vil en advokat potensielt kunne bruke generativ KI for å gjennomgå saksdokumenter, som øker advokatens marginalproduktivitet.

### 2.1.3 Innovasjonseffekten

Ved økt bruk av generativ KI kan det på sikt oppstå nye arbeidsintensive arbeidsoppgaver eller produkter, som fører til en økning i  $N$ . Et eksempel kan være en innovasjon i produkter for helse- og omsorgstjenester, som også krever arbeidskraft for å bemanne og overvåke på en forsvarlig måte.

## 2.2 Data om eksponering til generativ KI etter yrke

Vi bruker en detaljert liste med arbeidsoppgaver fra den amerikanske O\*NET-databasen, som består av 19 265 yrkesspesifikke arbeidsoppgaver for 923 yrker. Eloundou m.fl. (2024) bruker GPT-4 for å klassifisere hver arbeidsoppgave etter hvor eksponert arbeidsoppgaven er til generativ KI basert på en tekstlig beskrivelse av arbeidsoppgaven, som er klassifiseringen vi anvender i dette notatet. Vi bruker eksponeringsscoren til Eloundou m.fl. (2024), som fanger opp både automatiserings- og komplementaritetdimensjonen til generativ KI i utførelsen av arbeidsoppgaver.

Yrkene i O\*NET-databasen er basert på O\*NET-SOC-klassifiseringen, og i dette notatet lager vi en overgang til den norske yrkesklassifiseringen Standard for yrkesgruppering 2008 (STYRK-08). Datasettet med arbeidsoppgaver etter denne overgangen til den norske yrkesklassifiseringen består til slutt av 24



477 arbeidsoppgaver og 390 yrker, men hvor arbeidsoppgaver ikke lengre nødvendigvis er spesifikk til hvert yrke. Årsaken til dette er tilordningen av yrkene definert av det amerikanske Bureau of Labor Statistics (SOC) til den internasjonale standarden for yrker (ISCO), hvor det ikke er én-til-én-overgang.<sup>1</sup>

Videre er det viktig å merke seg at arbeidsoppgavene for hvert yrke basert på amerikanske data ikke nødvendigvis vil samsvare fullstendig med arbeidsoppgavene som utføres i tilsvarende yrke i Norge. Som følge av dette vil det **sannsynligvis forekomme feilklassifiseringer av faktisk innhold i arbeidet som utføres** som følge av at analysen utføres på såpass detaljert yrkes- og arbeidsoppgavenivå.

For hver arbeidsoppgave tilskriver Eloundou m.fl. (2024) omfanget av eksponering for generativ KI basert på klassifiseringen gjort av GPT-4, som kan anta tre verdier oppsummert i tabell 2.1.

**Tabell 2.1 Eksponering til generativ KI**

Verdi	Beskrivelse
$E_0$	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Direkte bruk av generativ KI medfører ingen eller minimal reduksjon i tid for å utføre arbeidsoppgaven</li> <li>• Bruk av generativ KI for å utføre arbeidsoppgaven reduserer kvaliteten på den utførte arbeidsoppgaven</li> </ul>
$E_1$	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Direkte bruk av generativ KI medfører mer enn 50 prosent reduksjon i tid for å utføre arbeidsoppgaven</li> <li>• Bruk av generativ KI for å utføre arbeidsoppgaven endrer ikke kvaliteten på den utførte arbeidsoppgaven</li> </ul>
$E_2$	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Direkte bruk av generativ KI medfører ikke mer enn 50 prosent reduksjon i tid for å utføre arbeidsoppgaven</li> <li>• Programvare i kombinasjon med bruk av generativ KI for å utføre arbeidsoppgaven medfører mer enn 50 prosent reduksjon i tid for å utføre arbeidsoppgaven</li> <li>• Programvare i kombinasjon med bruk av generativ KI endrer ikke kvaliteten på den utførte arbeidsoppgaven</li> </ul>

Kilde: Eloundou m.fl. (2024).

Fra dette lager Eloundou m.fl. (2024) det vi i dette notatet omtaler som en «eksponeringsscore» for generativ KI ( $\beta$ ) definert som følger, hvor variablene  $E_1$  og  $E_2$  antar verdien 1 hvis betingelsene i tabell 2.1 er oppfylt, og null ellers:

$$\beta \equiv E_1 + 0,5 \times E_2. \quad (2.9)$$

At  $E_2$  er vektet med 0,5 er begrunnet med at bruk av programvare utover direkte bruk av generativ KI for å utføre en arbeidsoppgave krever ytterligere investeringer eller innsats for å anvende, som dermed betyr at det ikke gir fullt utslag på tidsbesparelsen for å utføre arbeidsoppgaven. Eksponeringsscoren kan, basert på verdiene som variablene i tabell 2.1 kan anta, være  $\beta = 0$ ,  $\beta = 0,5$  eller  $\beta = 1$ .

For å kunne aggregere opp andelen av tid i hvert yrke som kan spares inn som følge av bruk av generativ KI, må hver av arbeidsoppgavene som inngår i hvert yrke vektet. Vi bruker en skala fra O\*NET-databasen

<sup>1</sup>Overgangen til STYRK-08-klassifiseringen er dokumentert i vedlegget.

som omhandler hvor viktig arbeidsoppgaven er innad i hvert O\*NET-yrke, som varierer fra «uviktig» (skalaverdi lik 1) til «svært viktig» (skalaverdi lik 5). Dermed er den endelige eksponeringsscoren ( $\beta_o$ ) for hvert yrke ( $o$ ) definert som en vektet sum av eksponeringsscoren for hver oppgave ( $t$ ) i hvert yrke ( $\beta_{ot}$ ) hvor vektene ( $i_{ot}$ ) er basert på skalaen fra O\*NET-databasen:

$$\beta_o = \sum_t \frac{i_{ot}}{\sum_o i_{ot}} \beta_{ot}. \quad (2.10)$$

Basert på dette kan vi rangere yrker etter eksponering til generativ KI. Tabell 2.2 viser de ti mest og minst eksponerte yrkene (betinget på at det er positiv eksponering til generativ KI) i norsk økonomi. De mest eksponerte yrkene er innenfor IKT-relaterte yrker, hvor programmering og systematisk prosessering av store informasjonsmengder er blant hovedoppgavene. De minste eksponerte yrkene er mer manuelt pregede yrker som eksempelvis betongarbeidere og steinhoggere. Av de 390 yrkene er det sju yrker som har ingen eksponering til generativ KI i henhold til eksponeringsscoren definert i likning (2.10), herunder blant annet idrettsutøvere og vinduspussere.

**Tabell 2.2 Mest og minst eksponerte yrker<sup>1</sup>**

Yrke (STYRK-08)	Eksponeringsscore ( $\beta_o$ )
Kodere mv. (4413)	0,954
Applikasjonsprogrammerere (2514)	0,950
Databasedesignere og -administratorer (2521)	0,909
Programvareutviklere (2512)	0,900
Dataregistrere (4132)	0,850
Andre prosesskontrolloperatører (3139)	0,840
Lønningsmedarbeidere (4313)	0,839
Telefon- og nettselgere (5244)	0,802
Nett- og multimediautviklere (2513)	0,798
Regnskapsførere (3313)	0,786
Operatører innen papirprodukter (8143)	0,033
Dekks- og maskinmannskap på skip (8350)	0,033
Renholdere i virksomheter (9112)	0,024
Murere (7112)	0,023
Kjøkkenassistenter (9412)	0,022
Steinhoggere mv. (7113)	0,017
Hjelpearbeidere i bygg (9313)	0,015
Anleggsmaskinførere (8342)	0,013
Hjelpearbeidere i anlegg (9312)	0,010
Betongarbeidere (7114)	0,008

<sup>1</sup> Eksponeringsscoren ( $\beta_o$ ) er definert i likning (2.10). Yrker som ikke er eksponert til generativ KI ( $\beta_o = 0$ ) er utelatt fra tabellen.

Kilde: Statistisk sentralbyrå.

## 2.3 Data om sysselsetting etter yrke og utdanning

For å tallfeste den potensielle besparelsen i arbeidstid som følge av økt bruk av generativ KI i norsk økonomi, tar vi utgangspunkt i registerbasert sysselsetting fra 2024. Dette datagrunnlaget er basert på a-ordningen, har tellingstidspunktet tredje uke i november hvert år, og dekker bosatte lønnstakere og selvstendig næringsdrivende mellom 15–74 år.<sup>2</sup> Ettersom eksponeringsscoren omtalt i kapittel 2.2 kun er definert etter yrke, vil utvalget vårt bestå av lønnstakere ettersom det ikke registreres yrker for selvstendig næringsdrivende. Vi beholder kun jobber hvor det er registrert en yrkeskode, ettersom vi ønsker å tilordne en eksponeringsscore til hver jobb.

Yrke er definert ut ifra STYRK-08, hvor vi benytter oss av yrkeskoder på firesifret nivå som er det mest detaljerte nivået. Tabell 2.3 viser fordelingen av antall jobber etter første siffer av yrkeskoden (yrkesfelt) i 2024, hvor om lag 815 000 jobber befinner seg i akademiske yrker og 761 000 jobber innen salgs- og serviceyrker. De minste yrkesfeltene er militære yrker med om lag 25 000 jobber og yrker innen primærnæringene (bønder, fiskere og liknende) med om lag 33 000 jobber, hvor sistnevnte gruppe ofte har et stort innslag av selvstendig næringsdrivende som ikke inngår i vårt utvalg.

**Tabell 2.3 Fordeling av antall jobber etter yrkesfelt<sup>1</sup>**

Yrkesfelt (STYRK-08)	Antall jobber (1 000)
Militære yrker (0)	24,8
Ledere (1)	254,1
Akademiske yrker (2)	815,3
Høyskoleyrker (3)	433,4
Kontoryrker (4)	186,8
Salgs- og serviceyrker (5)	761,0
Bønder, fiskere mv. (6)	32,8
Håndverkere (7)	261,1
Prosess- og maskinoperatører, transportarbeidere mv. (8)	191,8
Renholdere, hjelpearbeidere mv. (9)	177,7

<sup>1</sup> Tabellen viser antall jobber fra registerbasert sysselsetting for 2024 delt etter yrkesfelt (første siffer av STYRK-08-koden), betinget på gyldig yrkeskode.

Kilde: Statistisk sentralbyrå.

For å definere utdanningsnivå bruker vi personenes høyeste fullførte utdanning. Utdanning er definert ut ifra Norsk standard for utdanningsgruppering (NUS2000), og vi grupperer utdanninger etter de første tre sifrene av NUS2000-koden, det vil si nivå (første siffer, for eksempel ungdomsskole, avsluttet videregående eller universitet og høyskole, lavere nivå) og faggruppe (andre og tredje siffer, for eksempel språkutdanninger, bygg- og anleggsgfag eller pleie- og omsorgsgfag).<sup>3</sup> Tabell 2.4 viser fordelingen av antall jobber etter første siffer av utdanningskoden (utdanningsnivå) for høyeste fullførte utdanning i 2024. De fleste av jobbene er besatt av personer med enten fullført videregående utdanning som høyeste

<sup>2</sup> Registerbasert sysselsetting er dokumentert ytterligere i Aukrust m.fl. (2010).

<sup>3</sup> I kapittel 4 definerer vi utdanning i henhold til inndelingen i MOSART-modellen for å avstemme med framskrivingsresultatene i Vigtel (2024a). Overgangen fra NUS2000-koden til utdanningsgruppene brukt i dette notatet er dokumentert i Vigtel (2024b).

utdanningsnivå (om lag 906 000 jobber) eller personer med bachelorgradsutdanning som høyeste utdanningsnivå (om lag 868 000 jobber).

**Tabell 2.4 Fordeling av antall jobber etter utdanningsnivå<sup>1</sup>**

Utdanningsnivå (NUS2000)	Antall jobber (1 000)
Ingen utdanning og førskoleutdanning (0)	2,6
Barneskoleutdanning (1)	8,6
Ungdomsskoleutdanning (2)	531,7
Videregående, grunnutdanning (3)	75,8
Videregående, avsluttende utdanning (4)	906,3
Påbygging til videregående utdanning (5)	110,4
Universitets- og høyskoleutdanning, lavere nivå (6)	868,1
Universitets- og høyskoleutdanning, høyere nivå (7)	388,7
Forskerutdanning (8)	42,1
Uoppgitt (9)	204,4

<sup>1</sup>Tabellen viser antall jobber fra registerbasert sysselsetting for 2024 delt etter høyeste fullførte utdanningsnivå (første siffer av NUS2000-koden), betinget på gyldig yrkeskode.

Kilde: Statistisk sentralbyrå.

### 3. Automatiseringspotensialet i norsk økonomi

#### 3.1 Viktige antakelser

Basert på datagrunnlaget beskrevet i kapittel 2 legger vi først til grunn et **tidsbesparingspotensial lik 50 prosent** for hver arbeidsoppgave, altså den nedre grensen beskrevet i eksponeringsscoren til Eloundou m.fl. (2024). Dette er et konservativt anslag, slik at de påfølgende resultatene kan ses på som en nedre grense for tidsbesparingspotensial gitt de øvrige forutsetningene. Videre er automatiseringspotensialet som utledes i de følgende kapitlene **statiske anslag for automatiseringspotensialet**. Med dette mener vi at automatiseringspotensialet er pålagt en yrkes- og utdanningsstruktur i arbeidsmarkedet slik det var i 2024, slik at automatiseringspotensialet vist i dette kapitlet ikke har en eksplisitt tidsdimensjon for innfasing av generativ KI. I kapittel 4 ser vi nærmere på innfasingstempo for generativ KI.

For å gi et konkret eksempel, la oss ta utgangspunkt i applikasjonsprogrammerere. Det er altså ikke slik at applikasjonsprogrammerere umiddelbart vil kunne spare inn svært mye av sin tid på en umiddelbar implementering av generativ KI i sitt arbeid. Det er heller slik at bruken av generativ KI vil foregå over tid, og i løpet av denne tiden kan arbeidsoppgavene som denne yrkesgruppen utfører endres, slik at også eksponeringsscoren gitt basert på nåværende arbeidsoppgaver vil endre seg framover i takt med innfasingen av generativ KI. Hvor mye tid som kan spares inn på utførelse av arbeidsoppgavene vil også kunne endres over tid.

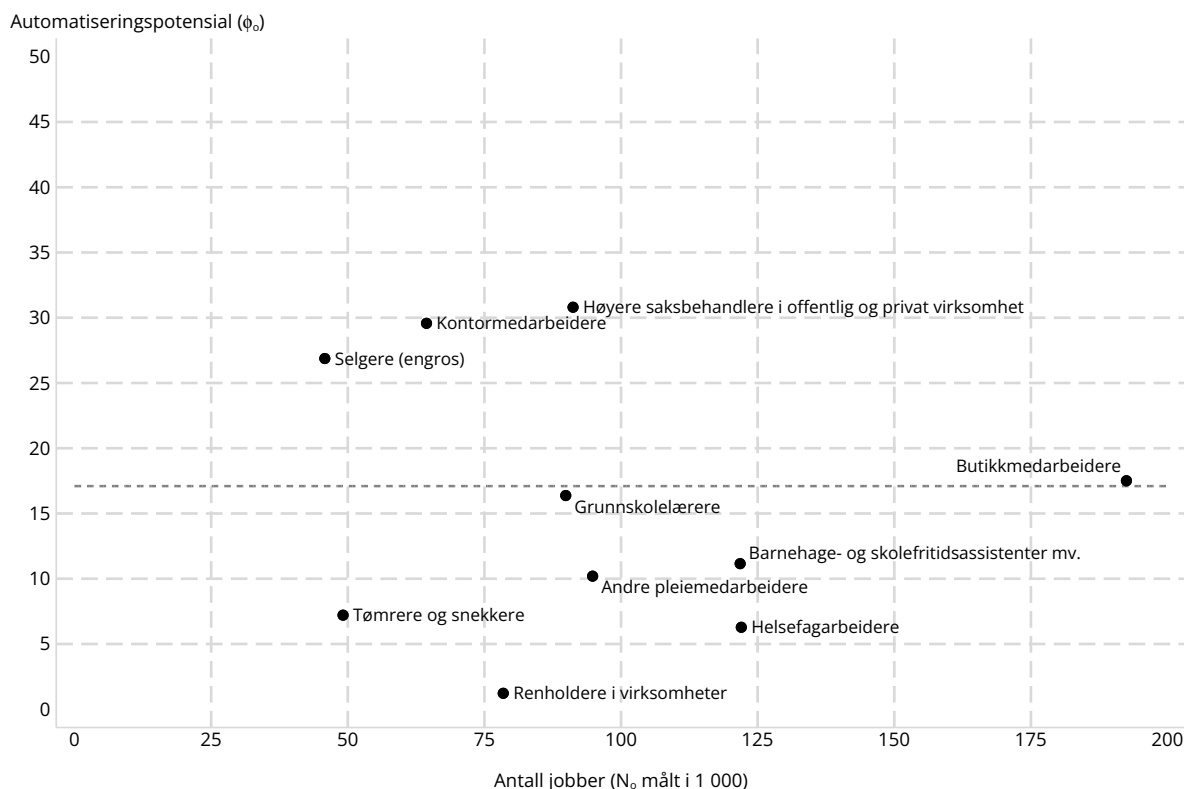
#### 3.2 Automatiseringspotensial etter yrke

Gitt antakelsen om et tidsbesparingspotensial lik 50 prosent, er det som vi heretter omtaler som «automatiseringspotensial» ( $\varphi_o$ ) målt i prosent for hvert yrke definert med utgangspunkt i eksponeringsscoren ( $\beta_o$ ) i likning (2.10) for hvert yrke ( $o$ ):

$$\varphi_o = 100 \times 0,5 \times \beta_o. \quad (3.1)$$

Figur 3.1 viser fordelingen av automatiseringspotensialet for de ti yrkene med flest jobber basert på registerbasert sysselsetting i 2024.<sup>4</sup> Vi ser at renholdere i virksomheter, som utgjør litt over 78 000 jobber, har et relativt lavt automatiseringspotensial på 1,2 prosent. Høyere saksbehandlere i offentlig og privat virksomhet, et yrke med noe over 91 000 jobber, har på sin side et mye høyere automatiseringspotensial på 30,8 prosent. Butikkmedarbeidere, det største yrket med om lag 192 000 jobber, har et automatiseringspotensial om lag på gjennomsnittet på tvers av alle yrker (vist med horisontal stippet linje).

<sup>4</sup>Figur A2 i vedlegget viser fordelingen av automatiseringspotensialet på tvers av alle yrker.

**Figur 3.1 Automatiseringspotensial og antall jobber, etter ti største yrker<sup>1</sup>**

<sup>1</sup> Figuren viser automatiseringspotensialet ( $\varphi_o$ ) definert i likning (3.1) for de ti største yrkene, målt etter antall jobber. Stiplet horisontal linje viser vektet gjennomsnittlig automatiseringspotensial på tvers av alle yrker.

Kilde: Statistisk sentralbyrå.

### 3.3 Automatiseringspotensial etter faggruppe

På tilsvarende måte som for automatiseringspotensial for yrker i kapittel 3.2, kan automatiseringspotensial målt i prosent for hver faggruppe ( $\varphi_u$ ) defineres som:

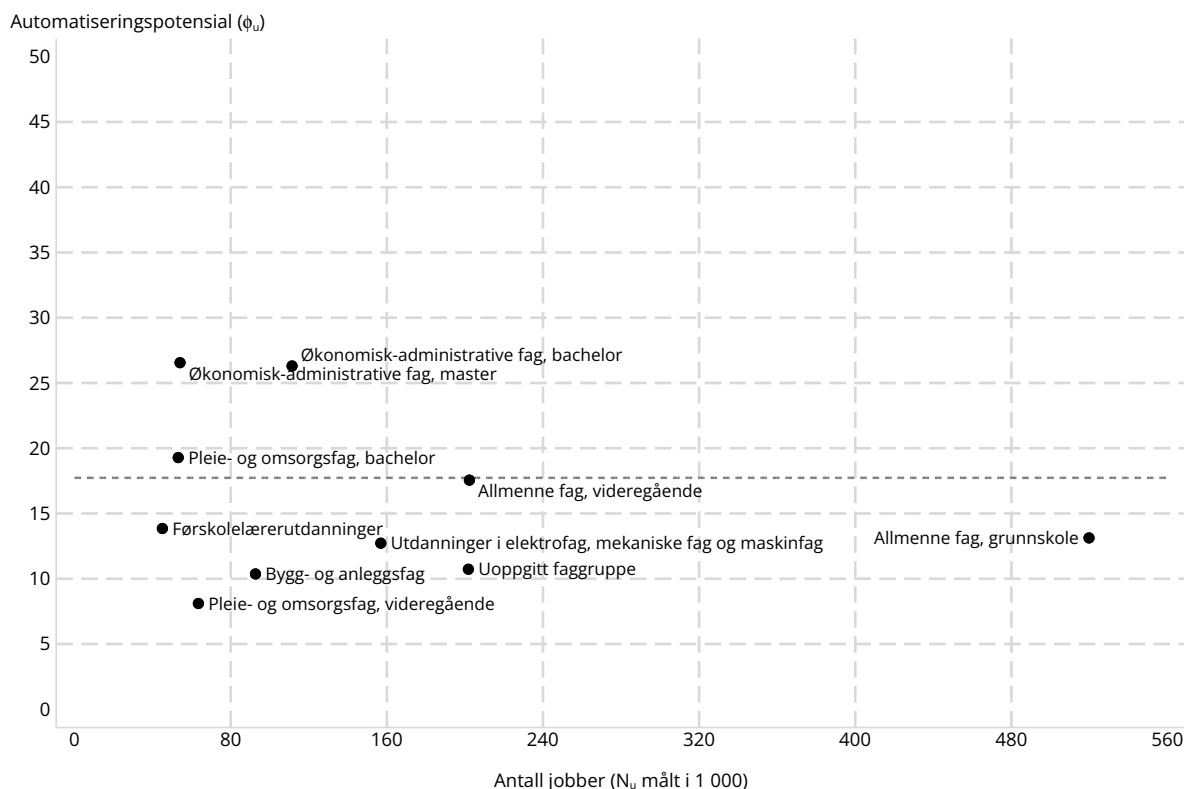
$$\varphi_u = 100 \times 0,5 \times \beta_u. \quad (3.2)$$

Ettersom eksponeringsscoren ikke er definert for faggrupper, men for yrkesgrupper, lager vi et vektet gjennomsnitt av de yrkesspesifikke eksponeringsscorene for hver faggruppe som følger:

$$\beta_u = \frac{1}{N_u} \sum_o N_{ou} \times \beta_o. \quad (3.3)$$

Figur 3.2 viser fordelingen av automatiseringspotensialet for de ti faggruppene med flest jobber.<sup>5</sup> Om lag 520 000 jobber er besatt av personer med fullført grunnskole som høyeste utdanningsnivå, hvor automatiseringspotensialet er 13,1 prosent, som er lavere enn gjennomsnittet på tvers av faggrupper. For personer med økonomisk-administrative utdanninger på bachelor- og mastergradsnivå som høyeste utdanning er automatiseringspotensialet begge litt i overkant av 26 prosent, og samlet utgjør disse to faggruppene om lag 166 000 jobber.

<sup>5</sup>Figur A3 i vedlegget viser fordelingen av automatiseringspotensialet på tvers av alle faggrupper.

**Figur 3.2 Automatiseringspotensial og antall jobber, etter ti største faggrupper<sup>1</sup>**

<sup>1</sup> Figuren viser automatiseringspotensialet ( $\varphi_u$ ) definert i likning (3.3) for de ti største faggruppene, målt etter antall jobber. Stiplet horisontal linje viser uvektet gjennomsnittlig automatiseringspotensial på tvers av alle faggrupper.

Kilde: Statistisk sentralbyrå.

### 3.4 Totalt mulig automatiseringspotensial

Det totale automatiseringspotensialet i økonomien ( $\varphi$ ) er beregnet som eksponeringsscoren multiplisert med antall jobber i yrke ( $N_o$ ), delt på totalt antall jobber ( $N$ ), multiplisert med 100:

$$\varphi = 100 \times \frac{1}{N} \sum_o N_o \times 0,5 \times \beta_o. \quad (3.4)$$

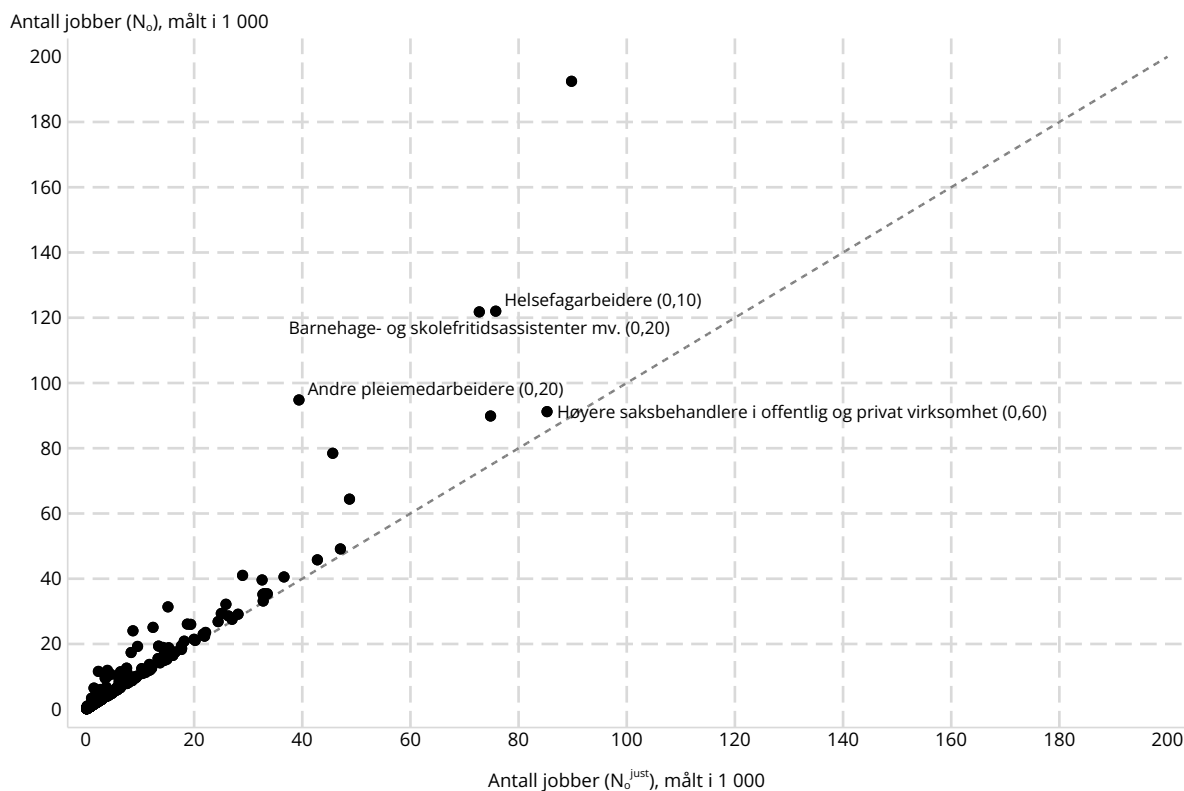
Basert på likning (3.4) finner vi at det totale automatiseringspotensialet i norsk økonomi som følge av økt bruk av generativ KI er 16,8 prosent.<sup>6</sup> Det tilsvarer i underkant av én arbeidsdag per uke.

Ved beregningen av det totale automatiseringspotensialet i likning (3.4) er vektene basert på antall jobber i hvert yrke, mens det vil være variasjoner mellom yrker når det kommer til arbeidstid og dermed til andel av total verdiskaping. For å ta høyde for dette beregner vi også et totalt automatiseringspotensial i økonomien hvor vi vekter hver jobb  $j$  med antall avtalte arbeidstimer i uken ( $arb_j$ ) relativt til 37,5 timer:

$$\varphi^{just} = 100 \times \frac{1}{N^{just}} \sum_o N_o^{just} \times 0,5 \times \beta_o \quad \text{hvor } N_o^{just} \equiv \sum_{j \in o} \frac{arb_j}{37,5}. \quad (3.5)$$

Basert på denne vektingen av hvert yrke øker det totale automatiseringspotensialet fra  $\varphi = 16,8$  prosent til  $\varphi^{just} = 17,5$  prosent, som følge av at automatiseringspotensialet er høyere for yrker med større innslag av heltidsjobber enn deltidsjobber. Dette er illustrert i figur 3.3.

<sup>6</sup> Legger vi til grunn andre vekter for å vekte sammen arbeidsoppgavene for hvert yrke, endrer også det totale automatiseringspotensialet i økonomien seg. Ved bruk av enten like vekter for hver arbeidsoppgave eller vekter basert på relevansen av hver arbeidsoppgave er det totale automatiseringspotensialet også lik 16,8 prosent, mens bruk av dobbel vekting av kjernearbeidsoppgaver i forhold til øvrige arbeidsoppgaver for hver yrke gir et automatiseringspotensialet lik 15,4 prosent.

**Figur 3.3** Antall jobber og antall jobber vektet med arbeidstid<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Figuren viser antall jobber ( $N_o$ ) og antall jobber vektet med antall avtalte arbeidstimer i uken ( $N_o^{just}$ ) for hvert yrke, begge målt i 1 000.  $N_o^{just}$  er definert i likning (3.5). Stiplet linje viser når antall jobber er likt antall jobber vektet med arbeidstid ( $N_o = N_o^{just}$ ). Tall i parentes viser eksponeringsscoren ( $\beta_o$ ) for utvalgte yrker, hvor gjennomsnittet på tvers av alle yrker er  $\bar{\beta} = 0,34$ .

Kilde: Statistisk sentralbyrå.

### 3.5 Sammenlikning med andre studier

Svalheim m.fl. (2023) og Svalheim m.fl. (2024) analyserer automatiseringspotensialet i norsk økonomi som følge av økt bruk av generativ KI, og eksponering til generativ KI i disse studiene er basert på samme eksponeringsscore fra Eloundou m.fl. (2024) som brukes i dette notatet. De finner et totalt automatiseringspotensial i økonomien på 17 prosent, målt som gjennomsnitt av automatiseringspotensial per yrke vektet mot antall sysselsatte. Det avviker noe fra tallene som framkommer i dette notatet, som til en viss grad kan skyldes at Svalheim m.fl. (2023) og Svalheim m.fl. (2024) bruker en mer konservativ tilnærming til klassifisering av arbeidsoppgaver ved å bruke en justering av klassifiseringen som GPT-4 gjør. De legger også til grunn et tidsbesparingspotensial på 60 prosent, i motsetning til 50 prosent som har blitt lagt til grunn i dette notatet. Videre vekter de kjernearbeidsoppgaver dobbelt så mye som øvrige arbeidsoppgaver i et yrke når de lager eksponeringsscoren for hvert yrke.

Legger vi til grunn en tidsbesparelse på 60 prosent og dobbel vekting av kjernearbeidsoppgaver relativ til øvrige arbeidsoppgaver i vår analyse er automatiseringspotensialet lik 18,5 prosent. At dette er høyere enn hva Svalheim m.fl. (2023) og Svalheim m.fl. (2024) finner kan skyldes at de systematisk velger det mest pessimistiske svaret når de ber GPT-4 klassifisere eksponeringen til generativ KI.



## 4. Endringer i framskrevet etterspørsel etter arbeidskraft

Resultatene fra kapittel 3 indikerer at bedrifters etterspørsel etter arbeidskraft framover i tid vil kunne endre seg gitt at arbeidstid kan spares inn på utførelsen av noen arbeidsoppgaver ved hjelp av generativ KI. Noen arbeidsoppgaver utføres i større grad av personer med en type kompetanse enn andre, slik at endringen i etterspørselen antakeligvis vil variere på tvers av utdanningsgrupper. For å belyse hvordan dette kan påvirke etterspørselen framover i tid, bruker vi referansebanen fra ADMOD-rapporten (Vigtel, 2024a) og justerer etterspørselen etter utdanningsgruppene basert på automatiseringspotensialet for hver av utdanningsgruppene fra ADMOD-rapporten.<sup>7</sup>

Framskrivingene fra ADMOD-rapporten viser hvordan etterspørsel og tilbud utvikler seg med de forutsetningene som legges til grunn for framskrivingen, herunder at **lønnsnivået ikke påvirkes av eventuelle ubalanser** og at **utdanningsvalg som fattes på individnivå ikke påvirkes av forventede framtidige ubalanser**. Selv om differansen mellom tilbud og etterspørsel omtales som «overskudd» eller «underskudd», må det ikke tolkes som en prediksjon på framtidig arbeidsledighet eller arbeidskraftmangel.

Når vi justerer etterspørselsutviklingen for innfasingen av generativ KI over tid tar vi utgangspunkt i automatiseringspotensialet fra kapittel 3, som da tilsvarer «automatiseringseffekten» omtalt i kapittel 2.1. Ved å ta utgangspunkt i automatiseringspotensialet tar vi ikke høyde for at produktiviteten til nåværende arbeidstakere øker uten at det medfører reduksjon i sysselsetting («produktivitetseffekten») som igjen på sikt kan skape økt etterspørsel i økonomien og dermed økt etterspørsel etter arbeidskraft («innovasjonseffekten»). Med andre ord vil dette kapitlet kun vise **en del av, og ikke hele, totaleffekten av å fase inn generativ KI på etterspørselen**.

### 4.1 Automatiseringspotensialet på tvers av utdanningsgrupper

Tabell 4.1 viser fordelingen av antall jobber i 2024 etter utdanningsgruppene som brukes i ADMOD-rapporten, samt automatiseringspotensialet ( $\phi$ ) for hver av utdanningsgruppene basert på likning (3.2) i kapittel 3.4.<sup>8</sup> Totalt er det litt over 3 millioner jobber, hvor om lag 7 prosent av disse er besatt av personer registrert med uoppgitt utdanning. For de om lag 424 000 jobbene besatt av personer med mastergradsnivå eller høyere er det stor variasjon i automatiseringspotensialet. For eksempel er automatiseringspotensialet for jobber besatt av personer med økonomiske og administrative fag 25,7 prosent, mens det kun er 11,0 prosent for personer med tannlegeutdanning.

<sup>7</sup>For detaljene rundt referansebanen for etterspørselen etter arbeidskraft fra ADMOD-rapporten, se Vigtel (2024a) og Vigtel (2024b).

<sup>8</sup>Overgangen fra NUS2000-koden til utdanningsgruppene som brukes i ADMOD-rapporten er dokumentert i Vigtel (2024b).

**Tabell 4.1 Automatiseringspotensialet etter utdanningsgrupper<sup>1</sup>**

Utdanningsgruppe (ADMOD)	Antall jobber i 2024 (1 000)	Automatiserings- potensialet ( $\phi$ )
<b>Totalt</b>	<b>3002,4</b>	16,8
Uoppgitt utdanning	204,4	10,7
<b>Grunnskoleutdanning</b>	<b>533,2</b>	13,0
<b>Videregående opplæring</b>	<b>343,1</b>	18,8
Studiespesialisering	235,8	17,3
Økonomiske og administrative fag	107,3	22,1
<b>Videregående fagutdanning</b>	<b>728,5</b>	12,7
Elektrofag, mekaniske fag og maskinfag	197,5	13,5
Bygg- og anleggsgfag	109,9	11,5
Andre naturvitenskapelige fag, tekniske fag og håndverksfag	94,1	14,1
Helse- og omsorgsfag	114,8	9,5
Andre fag	212,2	13,9
<b>Bachelorgradsnivå</b>	<b>769,4</b>	20,4
Humanistiske fag	60,6	21,0
Pedagogiske fag	169,2	16,4
Samfunnsvitenskapelige fag	55,4	22,4
Økonomiske og administrative fag	158,8	25,2
Ingeniørfag	50,1	22,8
Andre tekniske fag	71,2	23,0
Pleie- og omsorgsfag	53,1	19,3
Andre helsefag	94,0	17,3
Andre fag	57,0	17,5
<b>Mastergradsnivå eller høyere</b>	<b>423,7</b>	23,0
Humanistiske fag	38,9	21,7
Pedagogiske fag	31,8	18,2
Samfunnsvitenskapelige fag	46,2	24,6
Juridiske fag	25,6	24,3
Økonomiske og administrative fag	63,6	25,7
Ingeniørfag	50,5	25,1
Andre tekniske fag	71,3	24,1
Medisin	36,1	21,6
Tannlege	3,9	11,0
Andre fag	55,8	20,1

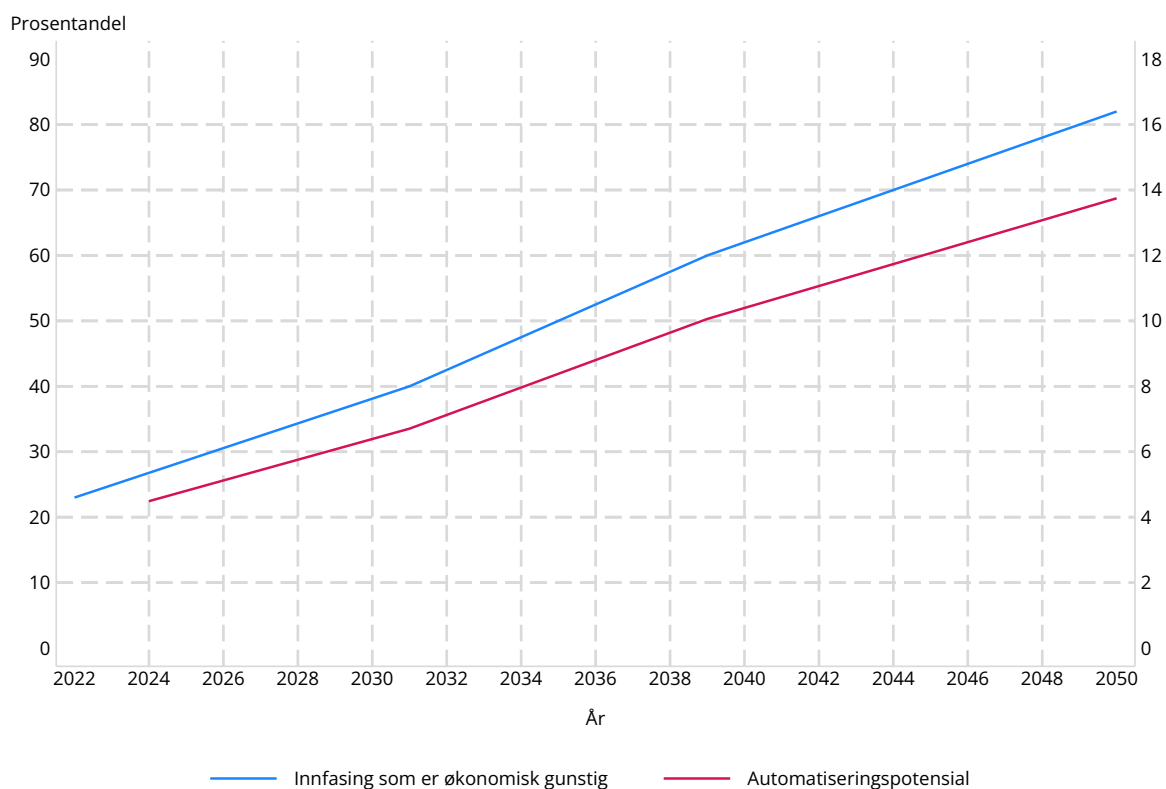
<sup>1</sup>Jobber med bosatte personer mellom 15–74 år. Fagskoleutdanning er slått sammen med «andre fag» på videregående nivå, og doktorgradsnivå er slått sammen med mastergradsnivå.

Kilde: Statistisk sentralbyrå.

## 4.2 Innfasingstempo

Som nevnt i kapittel 3 er anslagene for automatiseringspotensialet for hver utdanningsgruppe utledet i tabell 4.1 statiske anslag, og det er ikke angitt noen tidsdimensjon for innfasingen av teknologien for hver av utdanningsgruppene. Når vi i dette kapitlet justerer etterspørselen etter utdanningsgruppene basert på anslagene for automatiseringspotensialet fra tabell 4.1 legger vi til grunn innfasingstempoet som Svanberg m.fl. (2024) utleder for en årlig reduksjon i kostnader ved implementering av generativ KI på 22 prosent. Figur 4.1 viser innfasingstempoet utledet fra Svanberg m.fl. (2024), samt automatiseringspotensialet for økonomien sett under ett ved et slikt innfasingstempo.

**Figur 4.1 Innfasingstempo og automatiseringspotensial<sup>1</sup>**



<sup>1</sup> Figuren viser det skalerte automatiseringspotensialet ( $\varphi_o$ ) definert i likning (3.1) og skalert med innfasingandelen, målt på høyre akse. Innfasing av generativ KI som er økonomisk gunstig, vist som prosentandel på venstre akse, er hentet fra Svanberg m.fl. (2024) og ekstrapolert lineært fra 2042 og framover.

Kilde: Statistisk sentralbyrå og Svanberg m.fl. (2024).

For å komme fram til innfasingstempoet bruker Svanberg m.fl. (2024) en survey av arbeidstakere for å finne ut hva slags ytelse som ville kreves av generativ KI for å utføre deres oppgaver. Deretter modellerer de kostnaden av å etablere systemer for generativ KI for å oppnå denne ytelsen. Denne kostnaden sammenlignes med gevinsten som en bedrift vil kunne høste av å bruke et slikt system i form av redusert bruk av arbeidskraft. Innfasingen skjer først når det er kostnadseffektivt å bruke generativ KI.

Å bruke innfasingstempoet fra Svanberg m.fl. (2024) i vår anvendelse bygger på en del kritiske antakelser. Den første er at deres **anslag er basert på bruk av KI i form av synsoppgaver**, for eksempel å gjenkjenne feil i produkter som produseres. Klassifiseringen av yrker fra Eloundou m.fl. (2024) som vi bruker tar for seg generativ KI sett under ett, og ikke kun synsoppgaver. Svanberg m.fl. (2024)

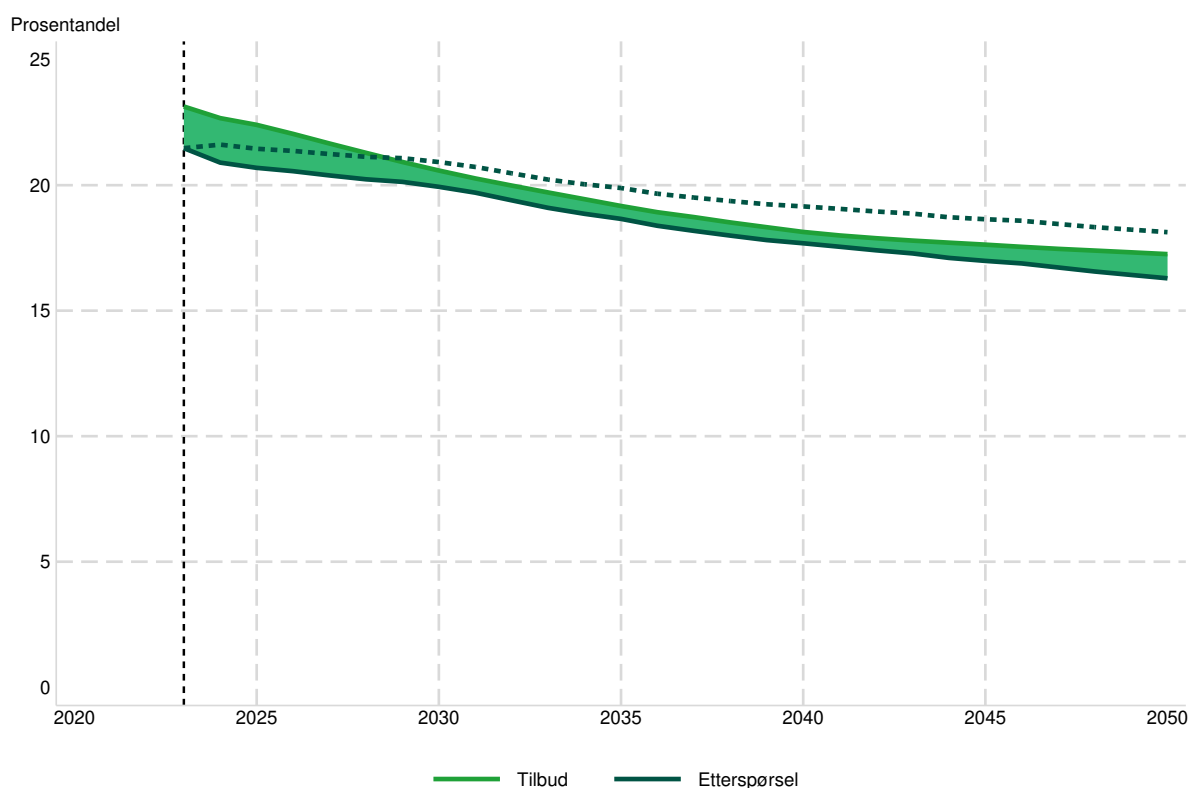
argumenter for at deres rammeverk også kan brukes på generativ KI, men bemerker at tekstopp-gaver kan generaliseres på tvers av arbeidsopp-gaver i større grad enn synsopp-gaver. Det kan derfor være grunn til å anse innfasingstempoet som legges til grunn i dette kapittelet som en nedre grense for innfasing av generativ KI, som Aghion og Bunel (2024) også påpeker.

Innfasingstempo for generativ KI vil antakeligvis variere på tvers av næringer, ettersom bedrifter i forskjellige næringer står overfor forskjellige kostnader og gevinster ved implementering på bedriftsnivå som følge av variasjon i teknologi brukt i produksjonsprosesser. Innfasingstempoet fra Svanberg m.fl. (2024) er derimot generelt, og ikke nærings- eller produktspesifikk, så det må anees som **et gjennomsnittlig innfasingstempo på tvers av forskjellige næringer og sektorer.**

### 4.3 Etterspørsel delt etter utdanningsnivå

Figur 4.2 viser at den opprinnelige framskrivingen av etterspørselen etter personer med grunnskole og uopp-gitt utdanning (stiplet linje) tilsa at det ville oppstå et underskudd på arbeidskraft (etterspørsel større enn tilbud) med dette utdanningsnivået fra og med 2029. Ved innfasingen av generativ KI fra og med 2024 (heltrukken linje) er det derimot gjennomgående framskrevet et overskudd, hvor tilbudet vil overstige etterspørselen med 0,9 prosentpoeng i 2050.

**Figur 4.2** Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med grunnskoleutdanning og uopp-gitt utdanning, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>

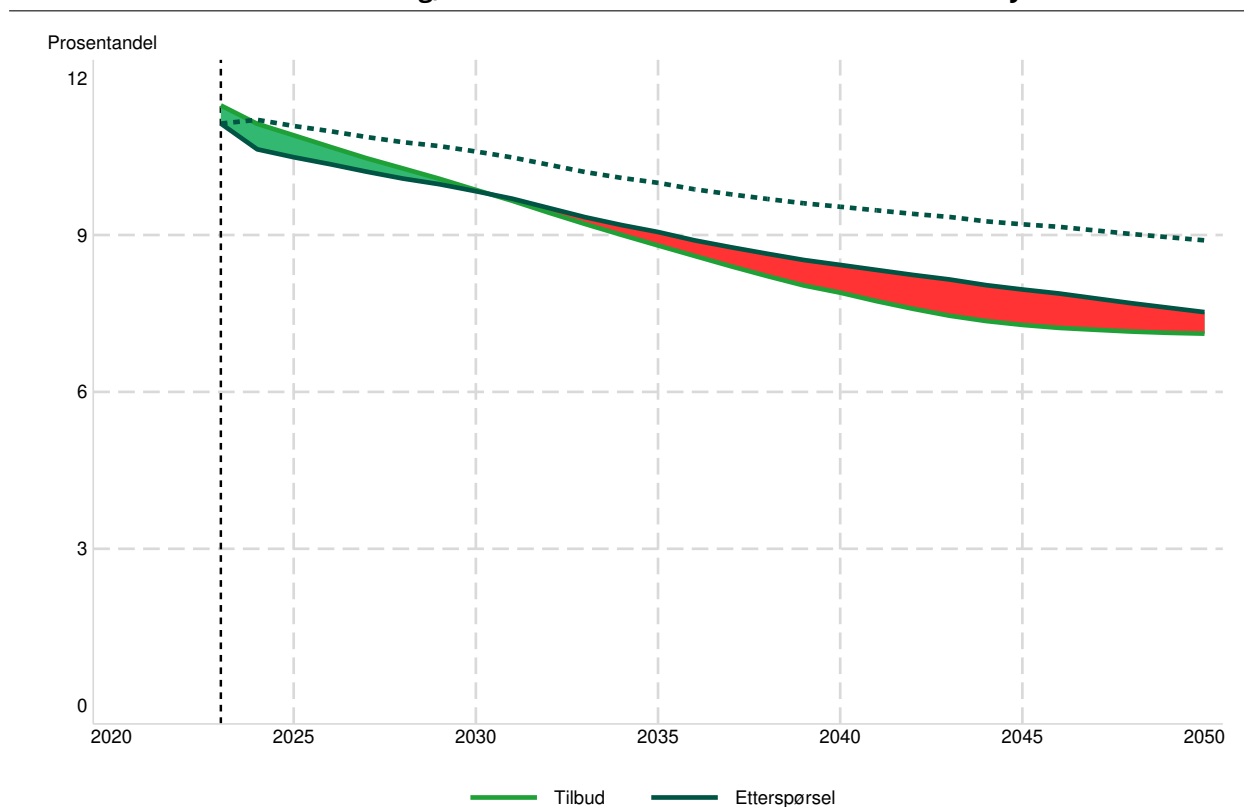


<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Grønt skravert område viser perioder hvor tilbud (arbeidsstyrken) overstiger etterspørsel (sysselsettingen). Stiplet linje viser etterspørselen før justeringen med automatiseringspotensialet.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

For personer med videregående opplæring innen studieforbereidende og økonomiske og administrative fag nedjusteres etterspørsel såpass at det som tidligere var et underskudd fra og med 2024 blir til et overskudd fram til og med 2030, hvorpå det kan oppstå et underskudd på arbeidskraft. Dette er vist i figur 4.3. I 2050 er underskuddet på arbeidskraft fra dette utdanningsnivået framskrevet til 0,4 prosentpoeng, mot 1,8 prosentpoeng i den opprinnelige framskrivingen uten innfasing av generativ KI.

**Figur 4.3** Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående opplæring innen studiespesialisering og økonomiske og administrative fag, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>

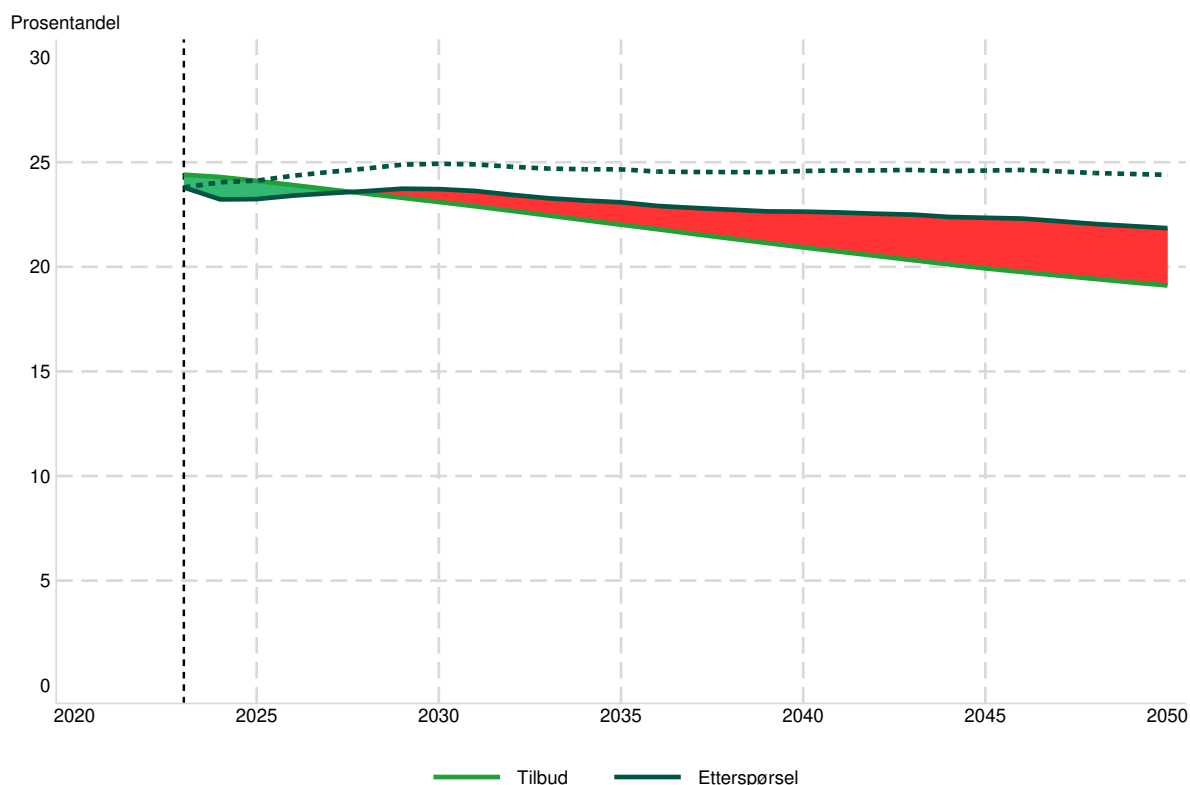


<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Grønt skravert område viser perioder hvor tilbud (arbeidsstyrken) overstiger etterspørsel (sysselsettingen), mens rødt skravert område viser perioder hvor etterspørsel overstiger tilbud. Stiplet linje viser etterspørselen før justeringen med automatiseringspotensialet.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

For personer med videregående fagutdanning er det fortsatt framskrevet et underskudd slik som i ADMOD-rapporten (Vigtel, 2024a), men gjennomgående er underskuddet lavere enn tilfellet uten innfasingen av generativ KI – dette er vist i figur 4.4. Fram til og med 2027 er det framskrevet et overskudd av arbeidskraft med dette utdanningsnivået, som deretter blir til et underskudd på 2,8 prosentpoeng i 2050. Til sammenlikning var underskuddet på personer fra dette utdanningsnivået anslått til 5,8 prosent i den opprinnelige framskrivingen.

**Figur 4.4** Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående fagutdanning, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>

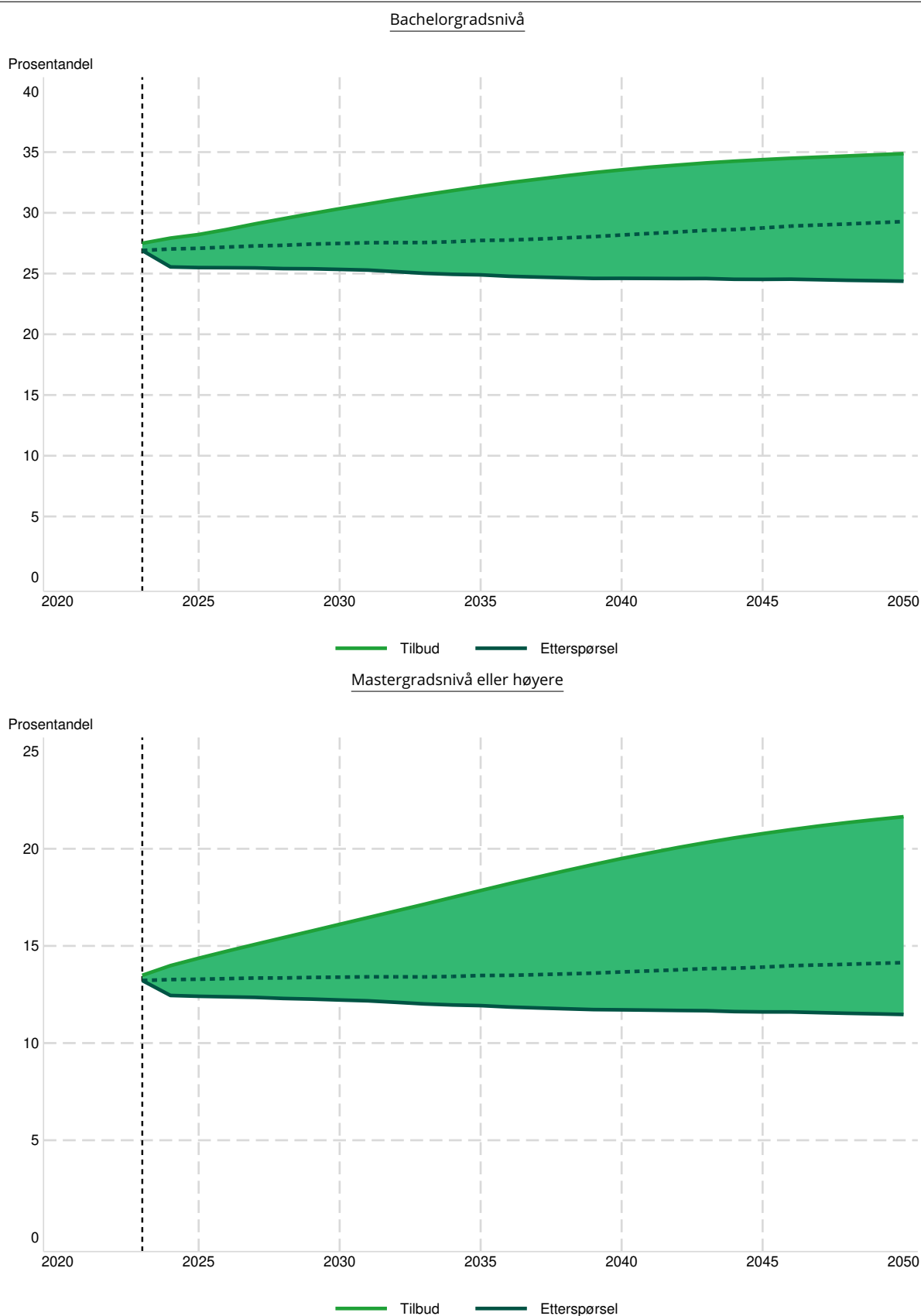


<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Grønt skravert område viser perioder hvor tilbud (arbeidsstyrken) overstiger etterspørsel (sysselsettingen), mens rødt skravert område viser perioder hvor etterspørsel overstiger tilbud. Stiplet linje viser etterspørselen før justeringen med automatiseringspotensialet.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

Innfasingen av generativ KI øker det framskrevne overskuddet av både personer med bachelorgrad og personer med mastergrad eller høyere, som vist i figur 4.5. For bachelorgradsutdannede er overskuddet i 2050 anslått til 10,5 prosentpoeng ved innfasing av generativ KI, mot 5,6 prosentpoeng i den opprinnelige framskrivingen. For mastergradsutdannede er de tilsvarende tallene for framskrevet overskudd henholdsvis 10,2 prosentpoeng og 7,5 prosentpoeng.

**Figur 4.5** Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med utdanning på bachelorgradsnivå og mastergradsnivå eller høyere, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>

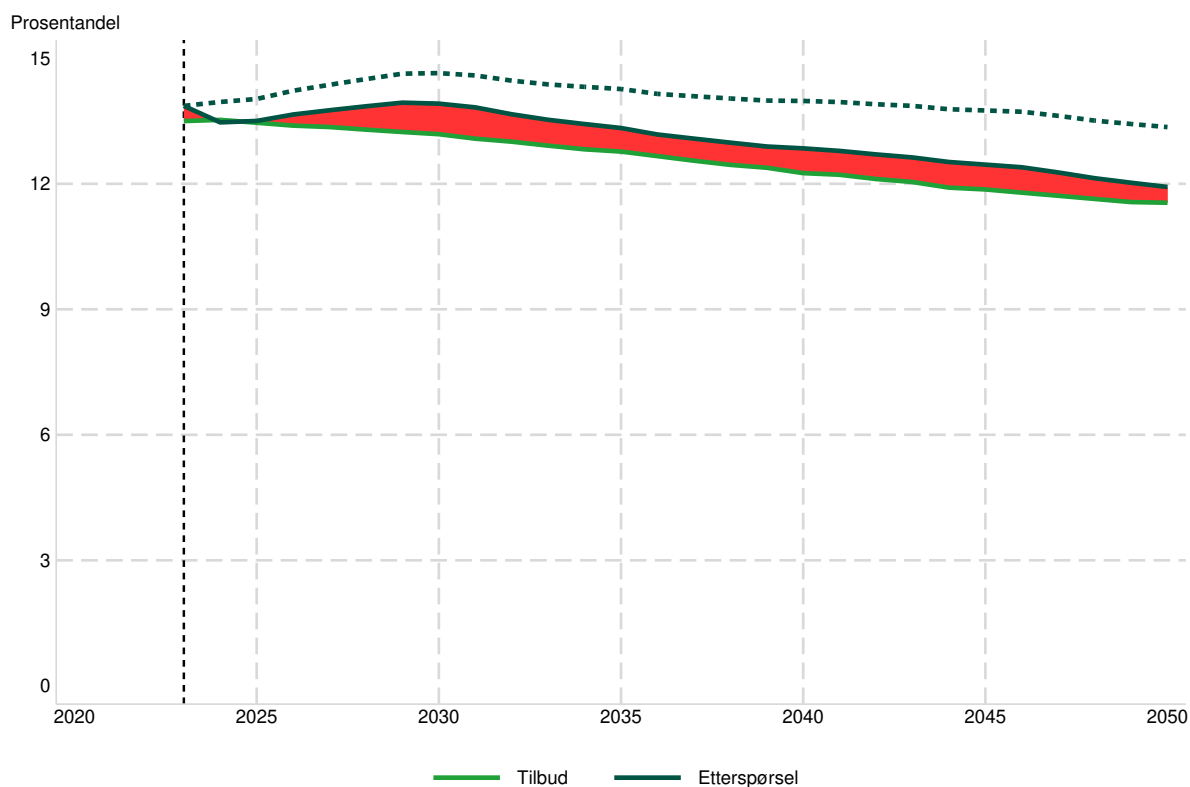


<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Grønt skravert område viser perioder hvor tilbud (arbeidsstyrken) overstiger etterspørsel (sysselsettingen). Stiplet linje viser etterspørselen før justeringen med automatiseringspotensialet.  
 Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

#### 4.4 Etterspørsel delt etter fagfelt

For personer med videregående fagutdanning rettet mot industri, bygg og anlegg og håndverk, vist i figur 4.6, nedjusteres den framskrevne etterspørselen etter arbeidskraft som følge av innfasing av generativ KI, men ikke mer enn at det fortsatt er framskrevet et underskudd i 2050 på 0,4 prosentpoeng mot 1,8 prosentpoeng uten innfasingen av generativ KI.

**Figur 4.6** Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående fagutdanning innen elektrofag, maskinfag og mekaniske fag, bygg- og anleggsgfag, andre naturvitenskapelige fag, tekniske fag og håndverksfag, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>



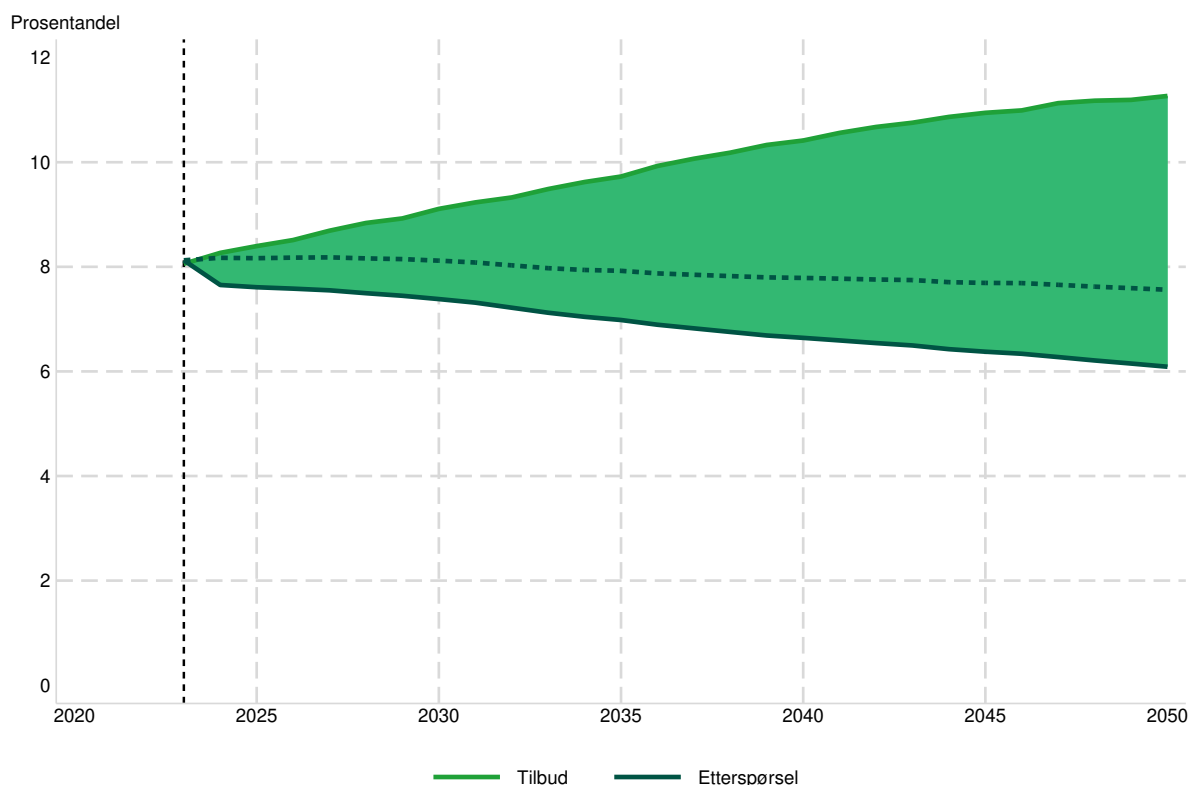
<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Grønt skravert område viser perioder hvor tilbud (arbeidsstyrken) overstiger etterspørsel (sysselsettingen), mens rødt skravert område viser perioder hvor etterspørsel overstiger tilbud. Stiplet linje viser etterspørselen før justeringen med automatiseringspotensialet.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

Tilbudet av personer utdannet som ingeniører, sivilingeniører og andre høyere utdanninger rettet inn mot realfag og teknikk er på sin side framskrevet til å være 5,2 prosentpoeng høyere enn etterspørselen i 2050, mot 3,7 prosent i den opprinnelige framskrivingen. Dette er illustrert i figur 4.7.



**Figur 4.7** Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for realister og teknologer med høyere utdanning, 2023–2050. Prosentandel av arbeidsstyrke<sup>1</sup>



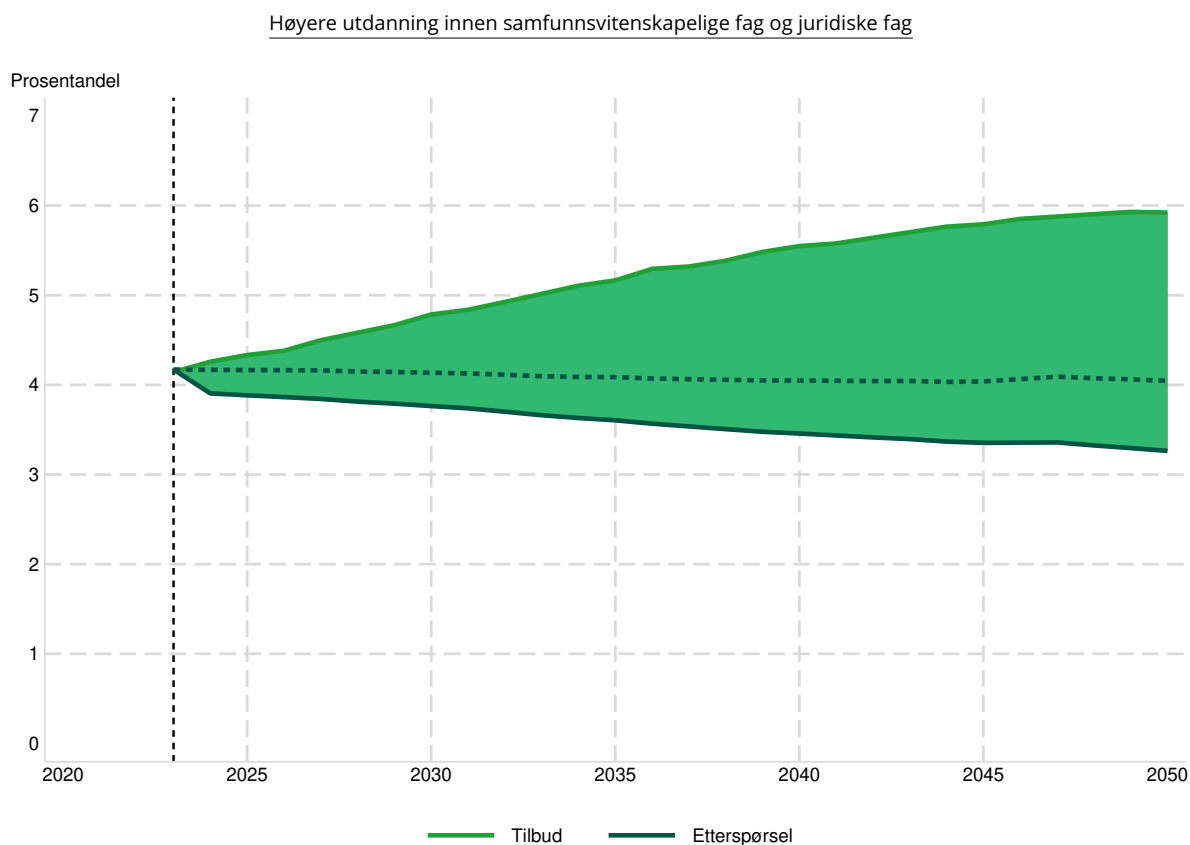
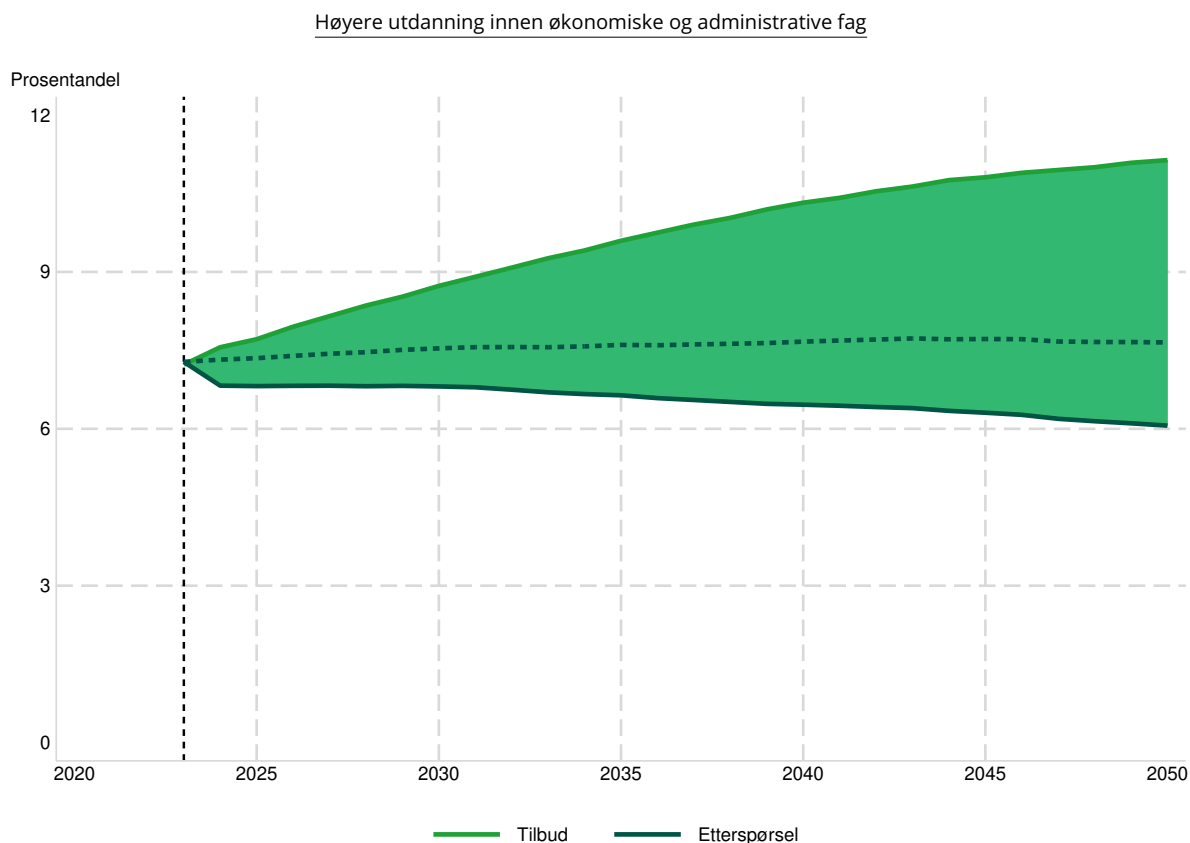
<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Grønt skravert område viser perioder hvor tilbud (arbeidsstyrken) overstiger etterspørsel (sysselsettingen). Stiplet linje viser etterspørselen før justeringen med automatiseringspotensialet.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

Økonomiske og administrative fag på bachelorgrads- og mastergradsnivå er vist samlet i det øverste panelet i figur 4.8, mens samfunnsvitenskapelige fag og juridiske fag er vist i det nederste panelet i samme figur. For disse to fagfeltene er det framskrevet et overskudd på arbeidskraft på henholdsvis 5,1 og 2,7 prosentpoeng i 2050 når generativ KI fases inn, som er en økning i overskudd for begge fagfelt sammenliknet med den opprinnelige framskrivningen.

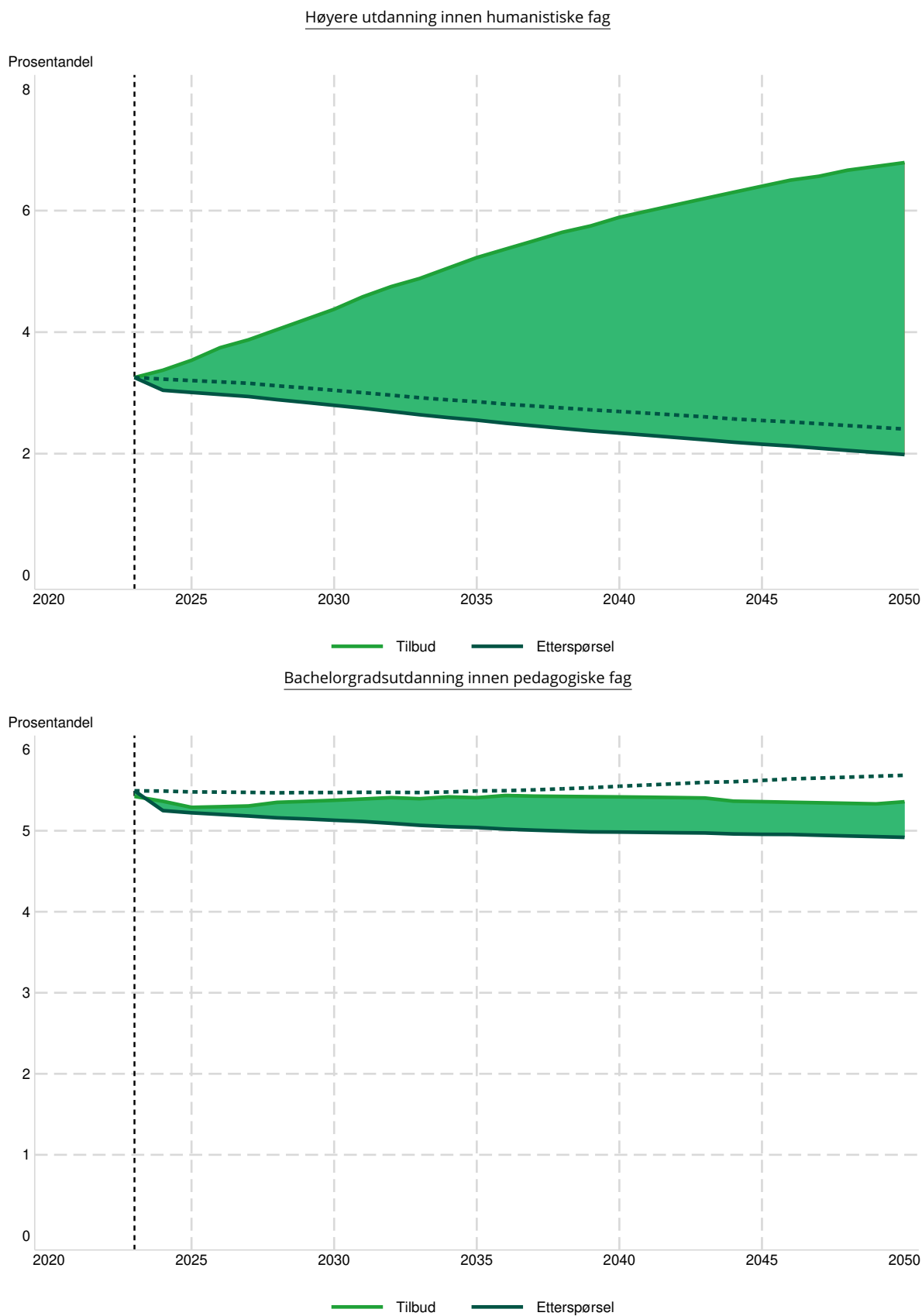
Det samme mønsteret avtegner seg for personer med høyere utdanning innen humanistiske fag, vist i øverste panel i figur 4.9, hvor overskuddet i 2050 med innfasingen av generativ KI er anslått til 4,8 prosentpoeng. For bachelorgradsutdannede innen pedagogiske fag, vist i det nederste panelet i figur 4.9, blir det tidligere framskrevne underskuddet på arbeidskraft heller et overskudd på arbeidskraft som følge av innfasingen av generativ KI, hvor tilbudet er framskrevet til å overstige etterspørselen med 0,4 prosentpoeng i 2050.

**Figur 4.8** Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med høyere utdanning innen økonomiske og administrative fag, samfunnsvitenskapelige fag og juridiske fag, 2023–2050. Prosentandel av arbeidsstyrke<sup>1</sup>



<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Grønt skravert område viser perioder hvor tilbud (arbeidsstyrken) overstiger etterspørsel (sysselsettingen). Stiplet linje viser etterspørselen før justeringen med automatiseringspotensialet.  
 Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

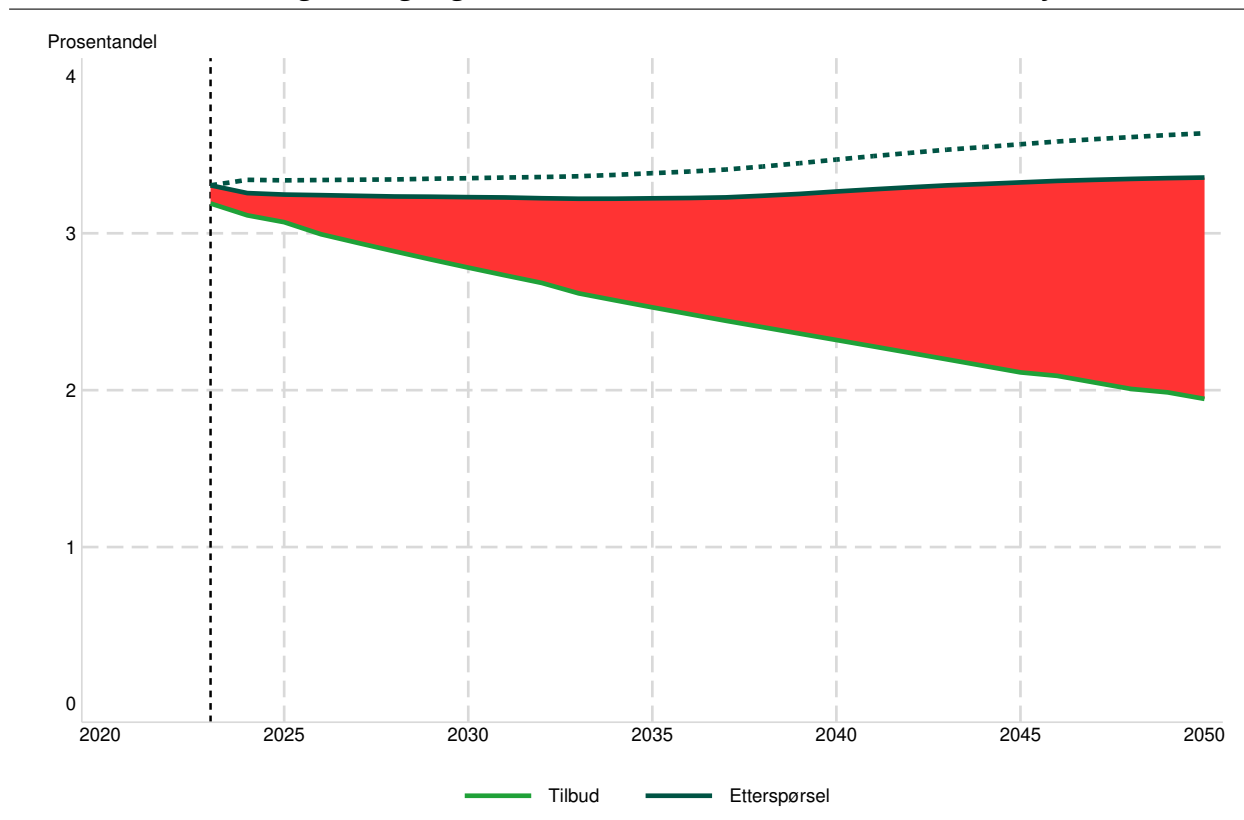
**Figur 4.9** Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med høyere utdanning innen humanistiske fag og personer med bachelorgrads-utdanning innen pedagogiske fag, 2023–2050. Prosentandel av arbeidsstyrke<sup>1</sup>



<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Grønt skravert område viser perioder hvor tilbud (arbeidsstyrken) overstiger etterspørsel (sysselsettingen). Stiplet linje viser etterspørselen før justeringen med automatiseringspotensialet.  
Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

Når det kommer til tilbudet av og etterspørselen etter personer med helse- og omsorgsfag på videregående nivå, vist i figur 4.10, tilsier framskrivningen at det kan oppstå mangel på arbeidskraft fra dette fagfeltet framover til tross for innfasing av generativ KI. Dette er også et fagfelt hvor automatiseringspotensialet (på 9,4 prosent) er lavt sammenliknet med de andre utdanningsgruppene vist i tabell 4.1.

**Figur 4.10 Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med helse- og omsorgsfag, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>**

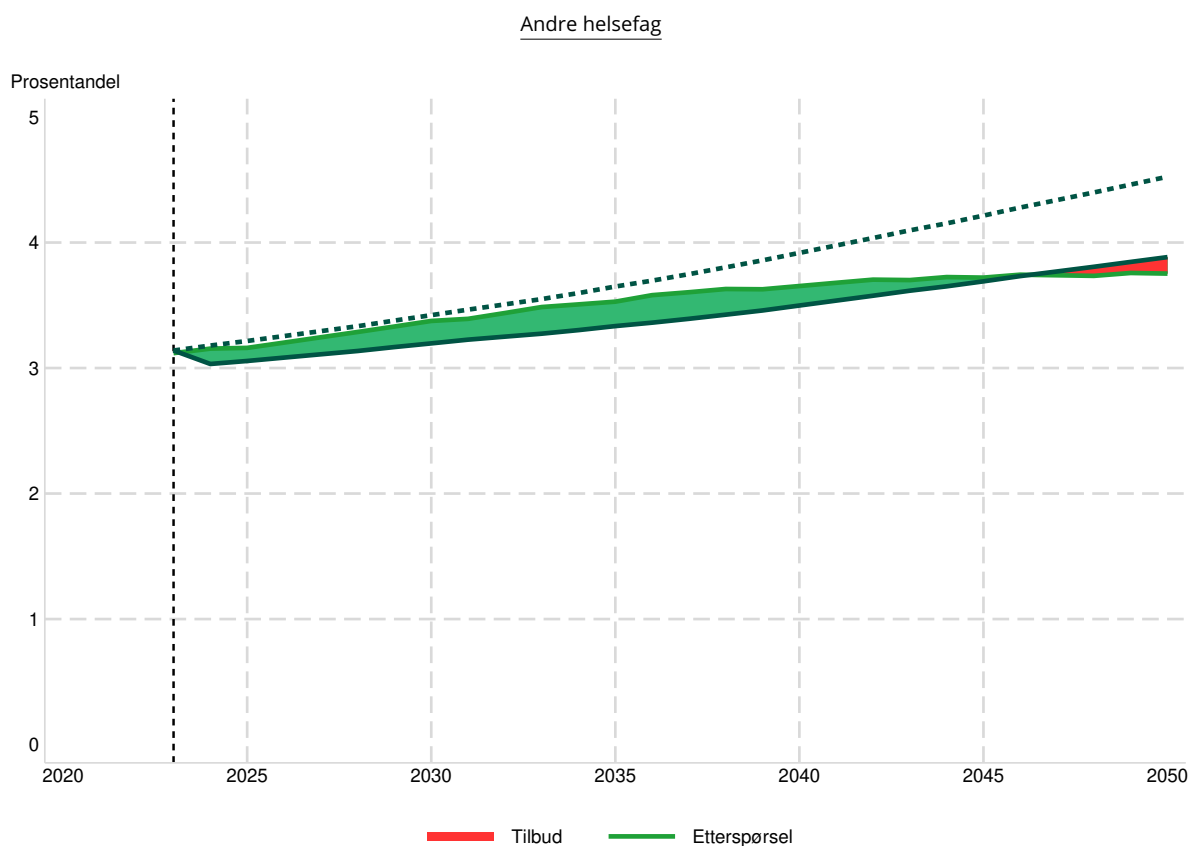
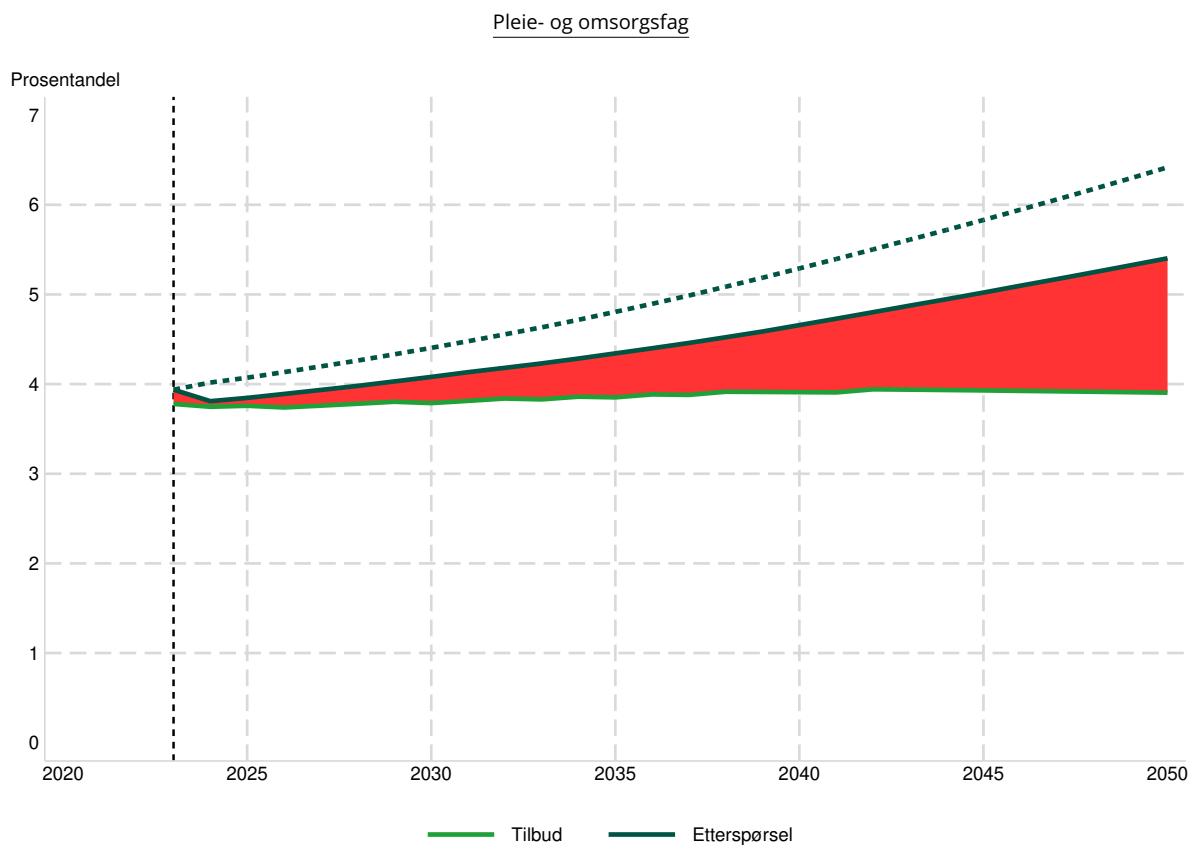


<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Rødt skravert område viser perioder hvor etterspørsel overstiger tilbud. Stiplet linje viser etterspørselen før justeringen med automatiseringspotensialet.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

Utviklingen i tilbudet av og etterspørselen etter arbeidskraft utdannet som sykepleiere (pleie- og omsorgsfag) eller andre helsefag på høyere nivå er vist i henholdsvis øverste og nederste panel i figur 4.11. Med et automatiseringspotensial på 19,2 prosent nedjusteres etterspørselen etter sykepleiere en god del, men det er stadig et framskrevet underskudd på 1,5 prosentpoeng i 2050 (sammenliknet med et underskudd på 2,5 prosentpoeng uten innfasingen av generativ KI). For andre helsefag på høyere nivå er det som tidligere var et tiltakende underskudd på arbeidskraft nå framskrevet til et lite overskudd fram til og med 2048, hvor det oppstår et lite framskrevet underskudd. Dette er vist i nederste panel i figur 4.11.

**Figur 4.11** Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for pleie- og omsorgsfag og andre helsefag, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>



<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Grønt skravert område viser perioder hvor tilbud (arbeidsstyrken) overstiger etterspørsel (sysselsettingen), mens rødt skravert område viser perioder hvor etterspørsel overstiger tilbud. Stiplet linje viser etterspørselen før justeringen med automatiseringspotensialet.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

## 5. Økt produktivitet ved økt bruk av generativ KI

Beregningene som er gjort i kapittel 4 peker på det mulige automatiseringspotensialet i norsk økonomi som følge av økt bruk av generativ KI, men belyser kun automatiseringseffekten som reduserer bruken av arbeidskraft. Det er derimot, som påpekt av Acemoglu (2024), grunn til å anta at det også er produktivitetseffekter i form av at arbeidsoppgaver kan utføres mer effektivt og at de ikke nødvendigvis vil automatiseres vekk. På lengre sikt kan dette potensielt føre til økt sysselsetting.

For å kunne analysere dette bruker vi i dette kapittelet den makroøkonometriske modellen KVARTS for å analysere effekten av økt produktivitet som følge av økt bruk av generativ KI i norsk økonomi. For å gjøre dette bruker vi referansebanen for norsk økonomi fra ADMOD-rapporten (Vigtel, 2024a) og gjennomfører en skiftanalyse ved å endre vekstraten for den totale faktorproduktiviteten (TFP) på om lag tilsvarende måte som i Bjertnæs m.fl. (2023).

### 5.1 Viktige antakelser

Vi analyserer betydningen av høyere vekst i TFP for økonomien sett under ett. Stilisert kan vi skrive produksjonen i økonomien målt ved bruttoproduktet ( $Y$ ) som en funksjon ( $F_Y$ ) av TFP ( $A_Y$ ), bruk av kapital ( $K$ ) og bruk av arbeidskraft målt ved timeverk ( $H$ ):

$$Y = F_Y(A_Y, K, H).$$

Bedrifter antas å minimere produksjonskostnader, slik at den betingede etterspørselen etter kapital og timeverk kan skrives som:

$$K = \frac{Y}{A_Y} \times \left(\frac{1}{P_K}\right)^{\sigma_{LK}} \times [P_K^{1-\sigma_{LK}} + W^{1-\sigma_{LK}}]^{\frac{\sigma_{LK}}{1-\sigma_{LK}}}$$

$$H = \frac{Y}{A_Y} \times \left(\frac{1}{W}\right)^{\sigma_{LK}} \times [P_K^{1-\sigma_{LK}} + W^{1-\sigma_{LK}}]^{\frac{\sigma_{LK}}{1-\sigma_{LK}}},$$

hvor  $\sigma_{LK}$  angir substitusjonselastisiteten mellom kapital og timeverk, og  $P_K$  og  $W$  angir henholdsvis brukerprisen på kapital og timelønnsnivået. Den direkte effekten av økt faktorproduktivitet ( $A_Y$ ) er lavere bruk av innsatsfaktorene kapital ( $K$ ) og arbeidskraft ( $H$ ).<sup>9</sup> Hvor stor og hvor langvarig reduksjonen blir **avhenger imidlertid også av hvordan endringen i produktivitet påvirker faktorpriser og den samlede etterspørselen i økonomien**. Endringer i relative faktorpriser påvirker faktorbruken gjennom størrelsen på substitusjonselastisiteten mellom arbeidskraft og kapital. På lang sikt er denne parameteren lik 1 eller litt lavere i de ulike næringene i KVARTS, mens det på **kort sikt er adskillig større tregheter med å tilpasse kapitalnivået enn bruken av arbeidskraft**.

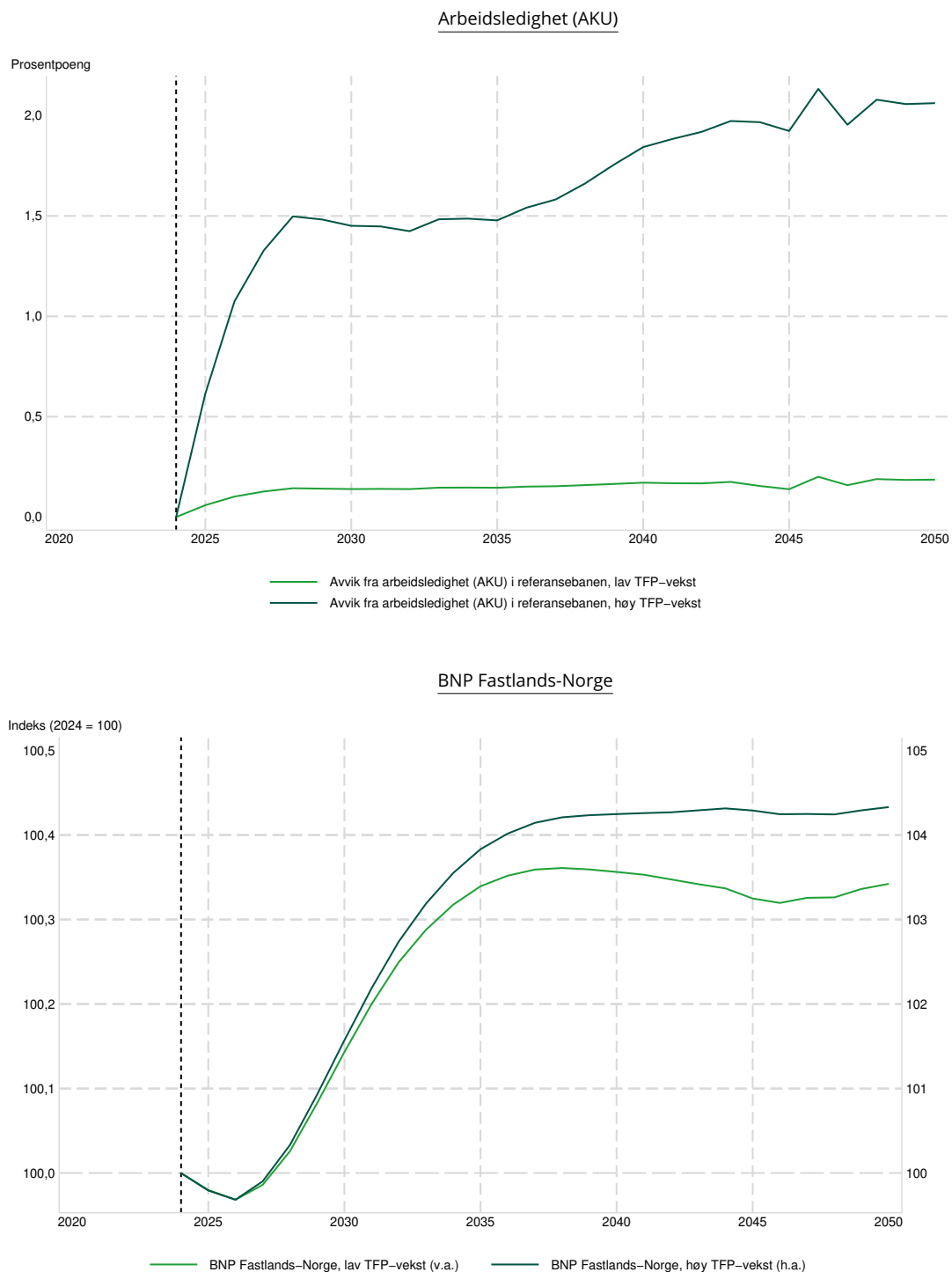
Vi legger først til grunn anslaget til Acemoglu (2024) om effekten på vekstraten for TFP fra økt bruk av generativ KI på totalt 0,66 prosent over ti år, som tilsvarer i gjennomsnitt 0,0064 prosentpoeng høyere TFP-vekst hvert år. Skiftet finner sted fra og med 2024 og fram til 2034 for **markedsrettede næringer**, og vi antar at endringen i TFP-veksten er lik på tvers av næringene. Som en robusthetsanalyse bruker vi også median-estimatet fra Aghion og Bunel (2024), som anslår en større effekt på vekstraten for TFP på 0,68 prosentpoeng årlig over ti år, hvor skiftet implementeres på samme måte.

<sup>9</sup>I KVARTS inngår også energibruk og annen faktorinnsats i produksjonen og som også avhenger av total faktorproduktivitet (Boug m.fl., 2023), men for enkelhets skyld ser vi bort fra dette i framstillingen her.

## 5.2 Effekter på økonomien av økt TFP-vekst

Figur 5.1 viser avvik fra arbeidsledigheten målt ved Arbeidskraftundersøkelsen (AKU) i referansebanen og utviklingen i BNP for Fastlands-Norge (indekstert til 100 i 2024) når de to skiftene i TFP implementeres, hvor vekstraten fra Acemoglu (2024) er omtalt som «lav TFP-vekst» og vekstraten fra Aghion og Bunel (2024) er omtalt som «høy TFP-vekst».

**Figur 5.1** Arbeidsledighet (AKU) og BNP Fastlands-Norge<sup>1</sup>



<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer året da skiftet i TFP implementeres (2024). Indeksen for BNP Fastlands-Norge ved lav TFP-vekst er på venstre akse, mens indeksen for BNP Fastlands-Norge ved høy TFP-vekst er på høyre akse.

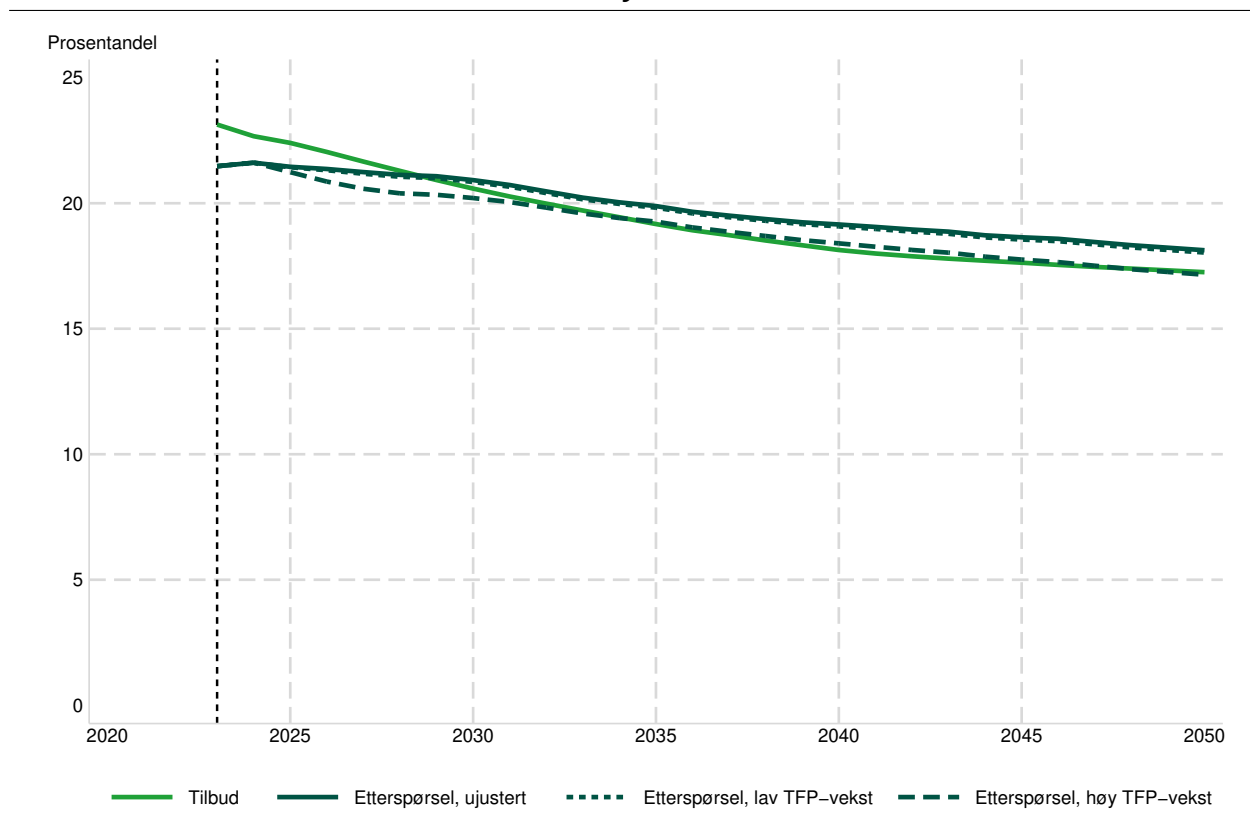
Kilde: KVARTS-beregninger, Statistisk sentralbyrå.

Fra øverste panel i figur 5.1 ser vi at sammenliknet med referansebanen øker arbeidsledigheten når TFP-vekstraten øker, som følge av at bedrifter behøver mindre arbeidskraft når produktiviteten øker. På kort sikt er kapitalbeholdningen lite fleksibel, slik at tilpasningene til den høyere TFP-veksten hovedsaklig finner sted gjennom justeringer i bruken av arbeidskraft og annen produktinnsats. Som forventet øker arbeidsledigheten jo høyere TFP-veksten er, og er i gjennomsnitt 1,0 prosentpoeng høyere enn referansebanen over framskrivingsperioden i tilfellet med høy TFP-vekst. Til sammenlikning er arbeidsledigheten kun 0,1 prosentpoeng høyere i gjennomsnitt ved scenariet med lav TFP-vekst. Utviklingen i BNP Fastlands-Norge, vist i nederste panel i figur 5.1, indikerer en reduksjon i aktiviteten fram til og med 2027 sammenliknet med referansebanen, før det deretter tar seg opp. Som forventet er effekten på aktiviteten størst for tilfellet med høy TFP-vekst.<sup>10</sup>

### 5.3 Endringer i etterspørsel delt etter utdanningsnivå

Figur 5.2 viser endringen i etterspørselen etter personer med uoppgitt utdanning eller grunnskoleutdanning som høyeste fullførte utdanning, og viser at nedjusteringen er marginal i tilfellet med lav TFP-vekst, mens det ved høy TFP-vekst vil være et om lag samsvarende tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft fra dette utdanningsnivået fra og med 2032.

**Figur 5.2** Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med grunnskoleutdanning og uoppgitt utdanning, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>



<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Heltrukken linje viser etterspørselen fra opprinnelig framskrivingsrapport (Vigtel, 2024a), mens stiplede linjer viser etterspørselen med økt TFP-vekst.

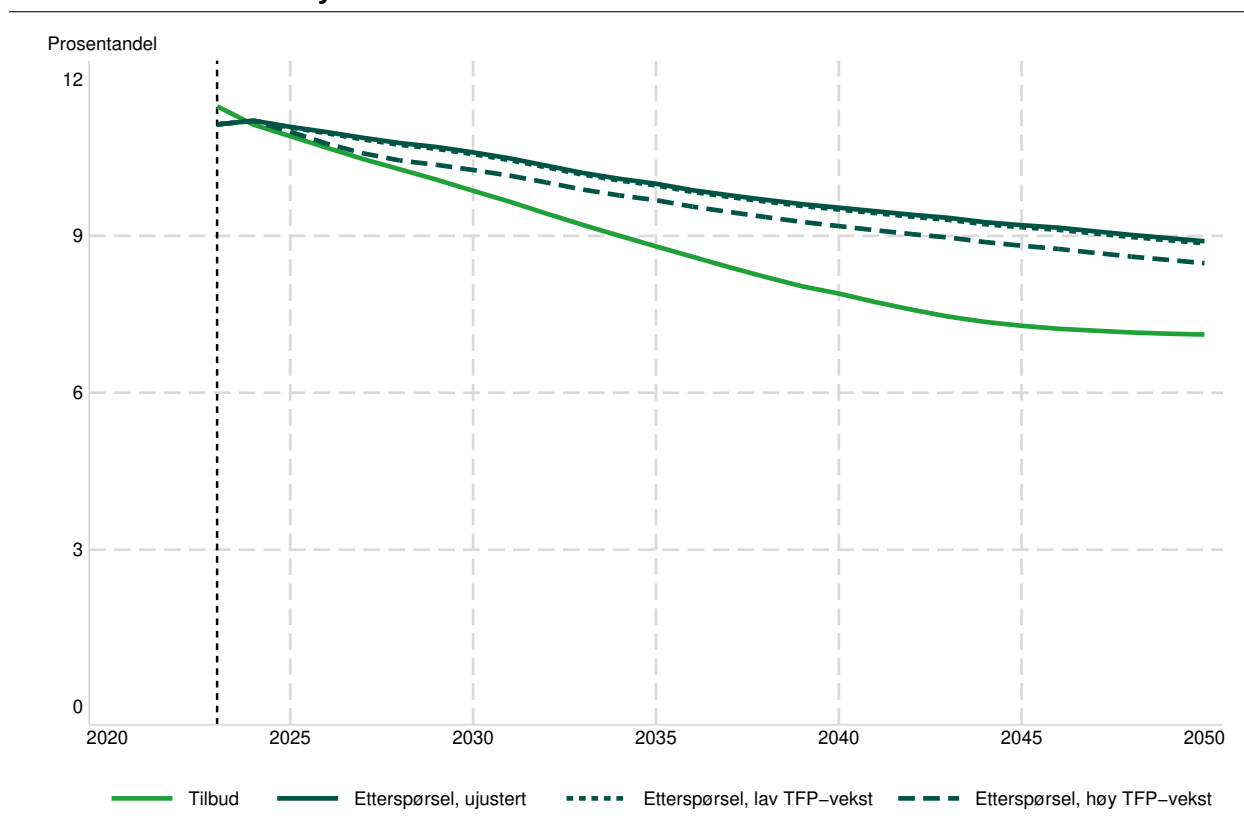
Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

<sup>10</sup> Disse funnene samsvarer kvalitativt med det Aldasoro m.fl. (2024) finner når de skifter total faktorproduktivitet ved å bruke en kalibrert makroøkonomisk modell for amerikansk økonomi.



Det samme mønsteret avtegner seg for den framskrevne etterspørselen etter arbeidskraft med videregående opplæring, vist i figur 5.3, hvor etterspørselen nedjusteres med om lag 0,3 prosentpoeng i tilfellet med høy TFP-vekst, mens den er tilnærmet uendret for lav TFP-vekst. Til tross for nedjusteringen av etterspørselen er det fortsatt framskrevet et underskudd på arbeidskraft fra dette utdanningsnivået framover, med et underskudd på 1,4 prosentpoeng i 2050.

**Figur 5.3** Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående opplæring innen studiespesialisering og økonomiske og administrative fag, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>

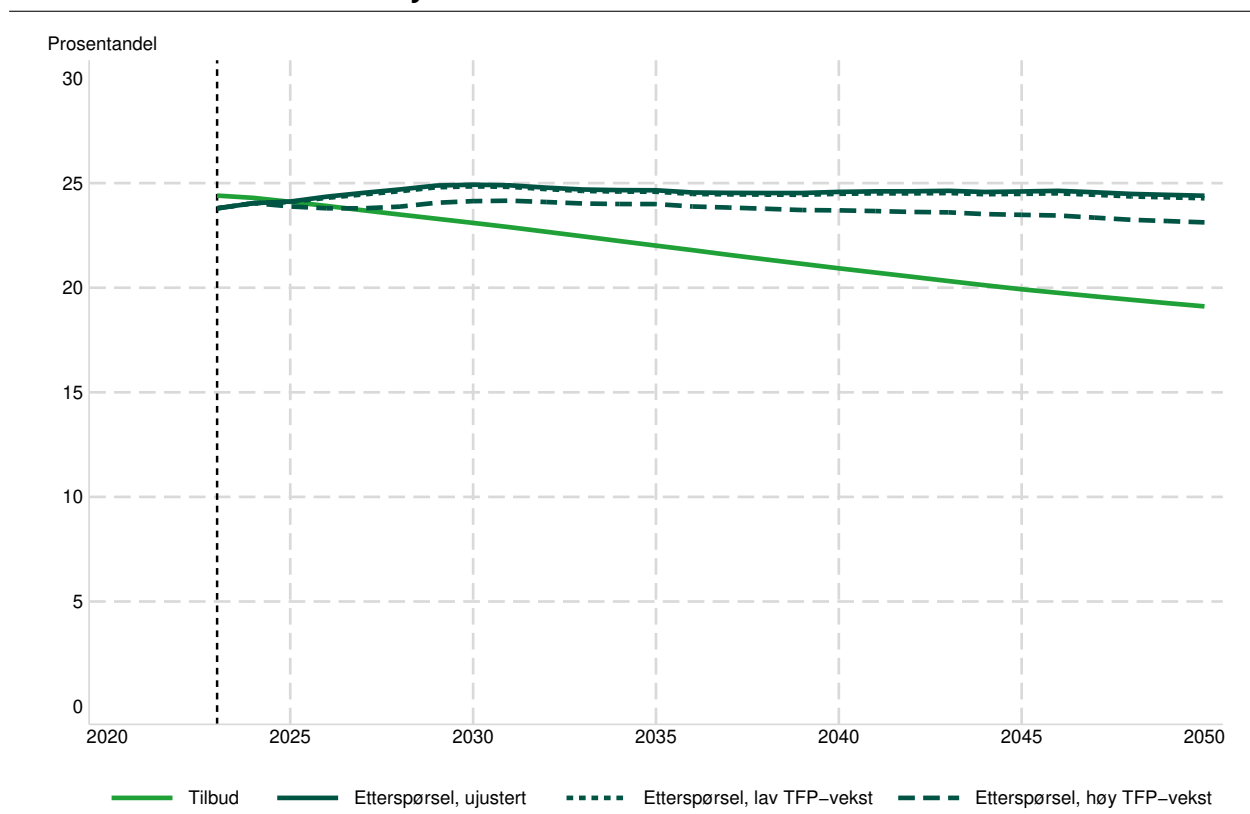


<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Heltrukken linje viser etterspørselen fra opprinnelig framskrivingsrapport (Vigtel, 2024a), mens stiplede linjer viser etterspørselen med økt TFP-vekst.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

Figur 5.4 tilsier at den framskrevne etterspørselen etter arbeidskraft med videregående fagutdanning nedjusteres med gjennomsnittlig 0,7 prosentpoeng per år i tilfellet med høy TFP-vekst, mens den er tilnærmet uendret for lav TFP-vekst. Det framskrevne underskuddet på arbeidskraft, selv ved høy TFP-vekst, er anslått til å øke fra 0,1 prosentpoeng i 2027 til 4,0 prosentpoeng i 2050 for dette utdanningsnivået.

**Figur 5.4** Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående fagutdanning, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>

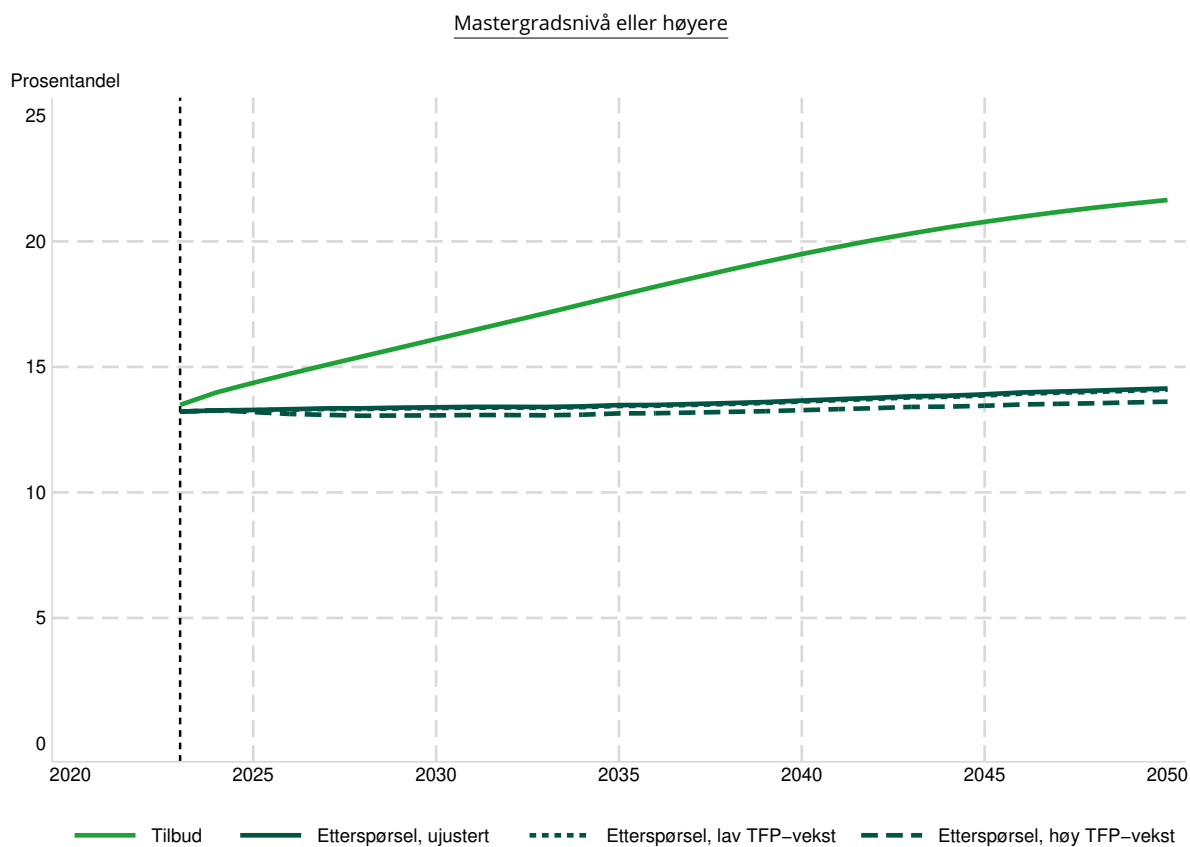
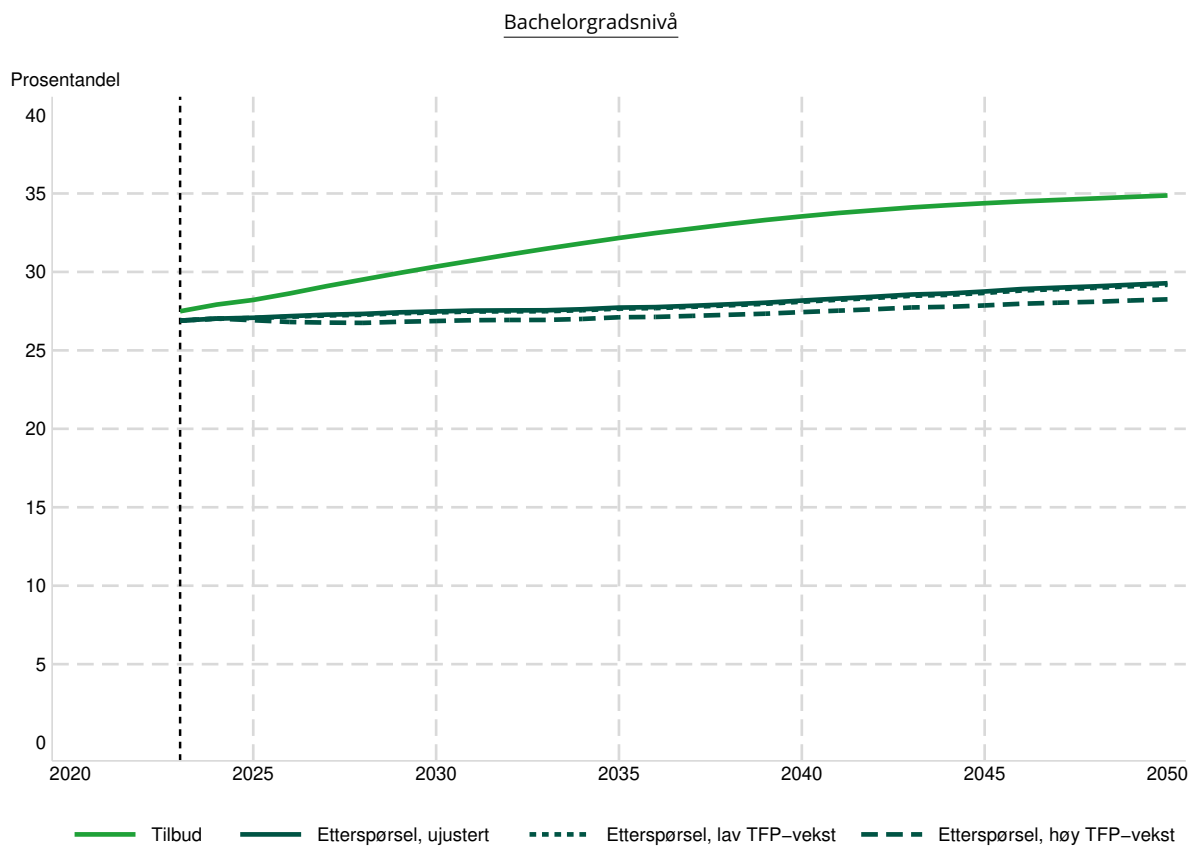


<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Heltrukken linje viser etterspørselen fra opprinnelig framskrivingsrapport (Vigtel, 2024a), mens stiplede linjer viser etterspørselen med økt TFP-vekst.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

Den framskrevne etterspørselen etter arbeidskraft med bachelorgradsutdanning og mastergradsutdanning eller høyere er vist i henholdsvis øverste og nederste panel i figur 5.5, og viser kun en liten nedjustering i etterspørselen når det er en økning i TFP-veksten. For bachelorgradutdannede øker overskuddet av arbeidskraft i 2050 fra 5,6 prosentpoeng til 6,6 prosentpoeng i tilfellet med høy TFP-vekst. Tilsvarende for personer med mastergrad eller høyere øker overskuddet i 2050 fra 7,5 prosentpoeng til 8,0 prosentpoeng.

**Figur 5.5** Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med utdanning på bachelorgradsnivå og mastergradsnivå eller høyere, 2023-2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>



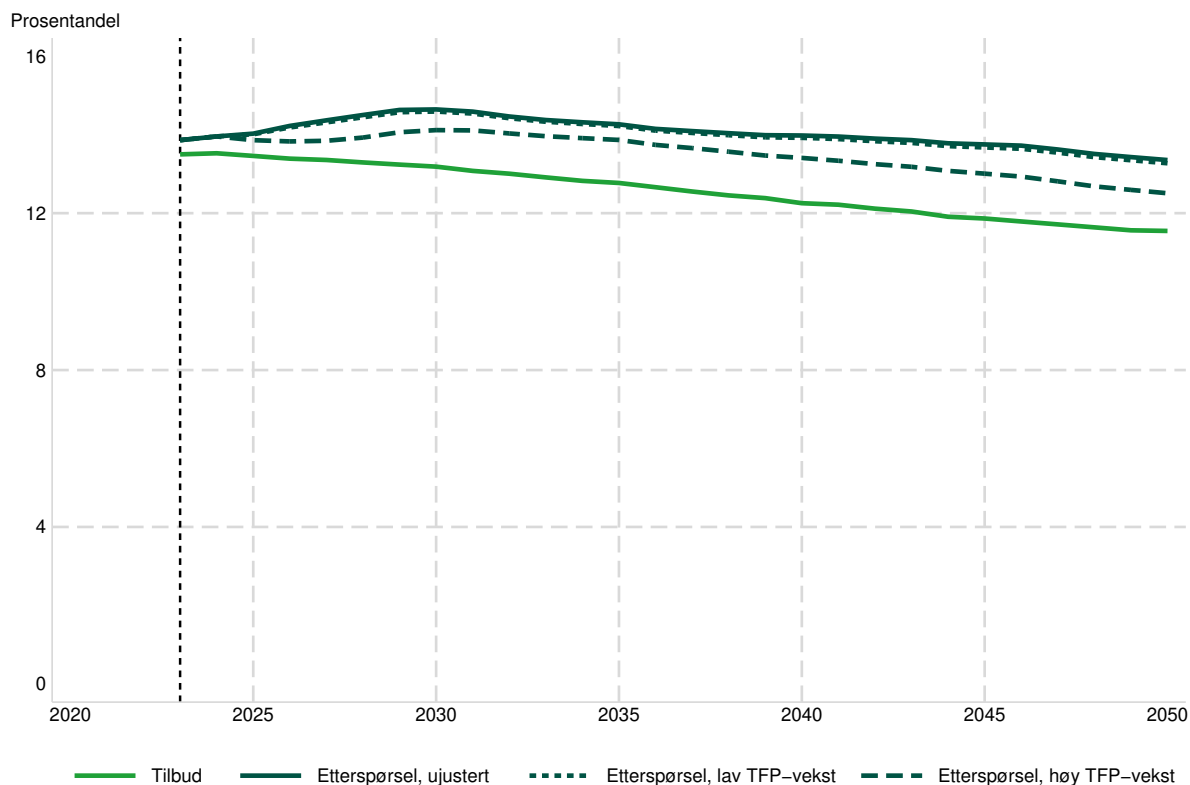
<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Heltrukket linje viser etterspørselen fra opprinnelig framskrivingsrapport (Vigtel, 2024a), mens stiplede linjer viser etterspørselen med økt TFP-vekst.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

## 5.4 Endringer i etterspørsel delt etter fagfelt

Etterspørselen etter personer med utdanninger rettet inn mot industri, bygg og anlegg og håndverk på videregående nivå, vist i figur 5.6, nedjusteres med i gjennomsnitt 0,5 prosentpoeng hvis en høy TFP-vekst legges til grunn, og med 0,1 prosentpoeng hvis en lav TFP-vekst legges til grunn. Dermed er det gjennomgående framskrevet et underskudd på arbeidskraft fra dette fagfeltet.

**Figur 5.6 Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående fagutdanning innen elektrofag, maskinfag og mekaniske fag, bygg- og anleggsgfag, andre naturvitenskapelige fag, tekniske fag og håndverksfag, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>**

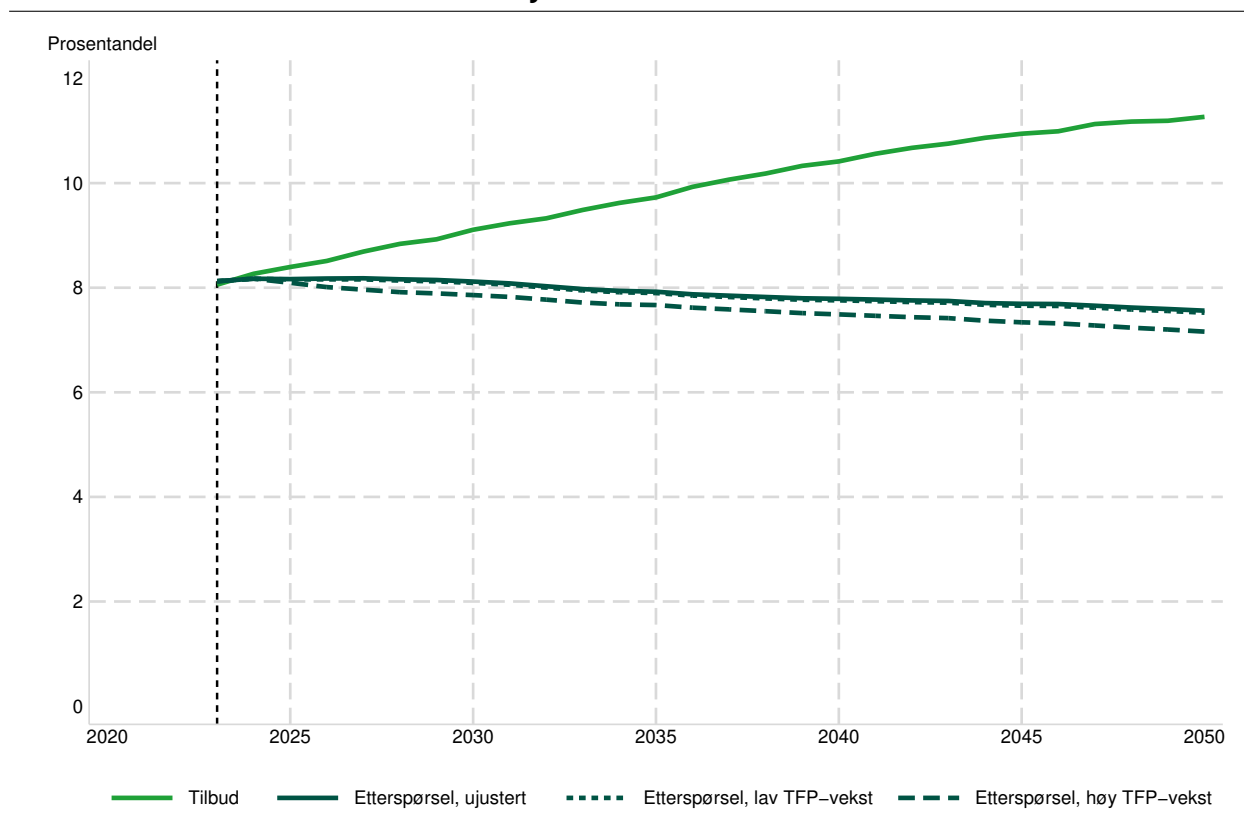


<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Heltrukken linje viser etterspørselen fra opprinnelig framskrivingsrapport (Vigtel, 2024a), mens stiplede linjer viser etterspørselen med økt TFP-vekst.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

Det framskrevne overskuddet av arbeidskraft for realister og teknologer med høyere utdanning øker noe som følge av økt TFP-vekst og tilhørende lavere etterspørsel, slik at det i 2050 er framskrevet til å være mellom 3,7 og 4,1 prosentpoeng. Dette er illustrert i figur 5.7.

**Figur 5.7** Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for realister og teknologer med høyere utdanning, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av arbeidsstyrke<sup>1</sup>



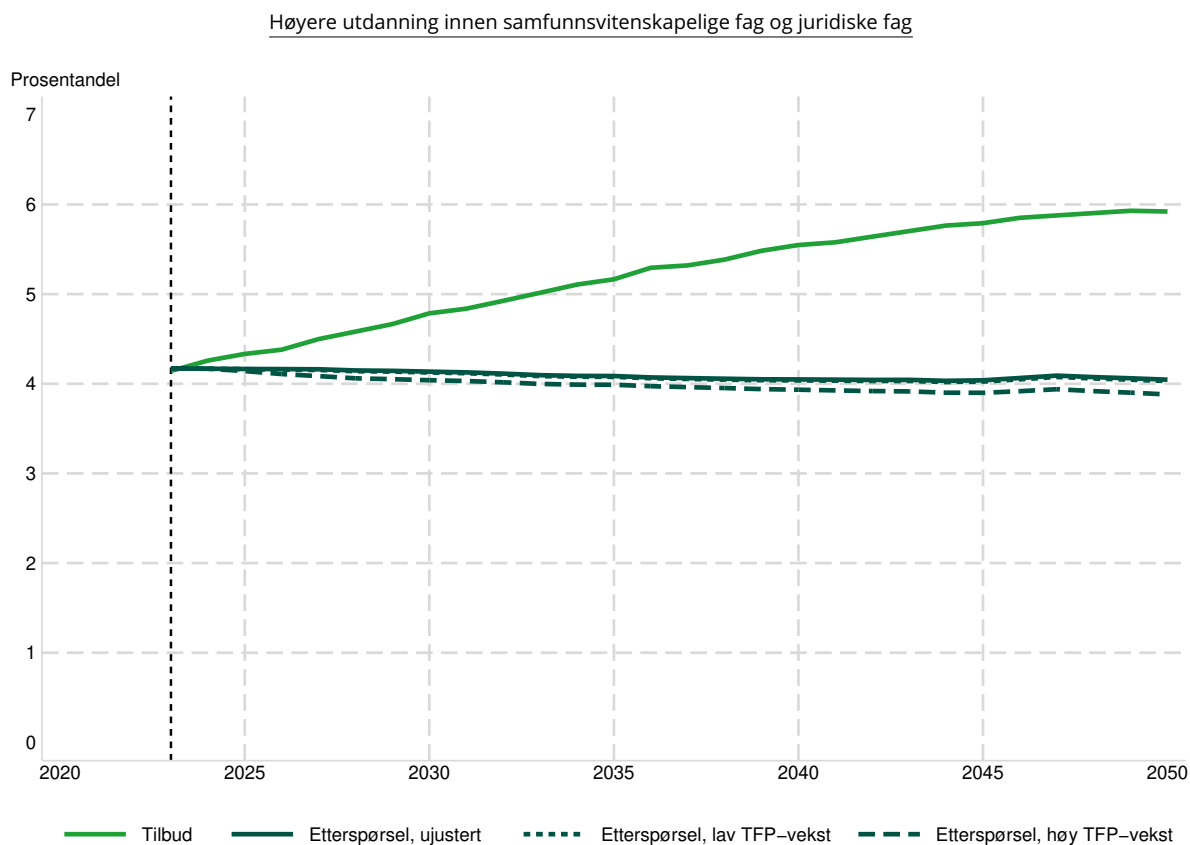
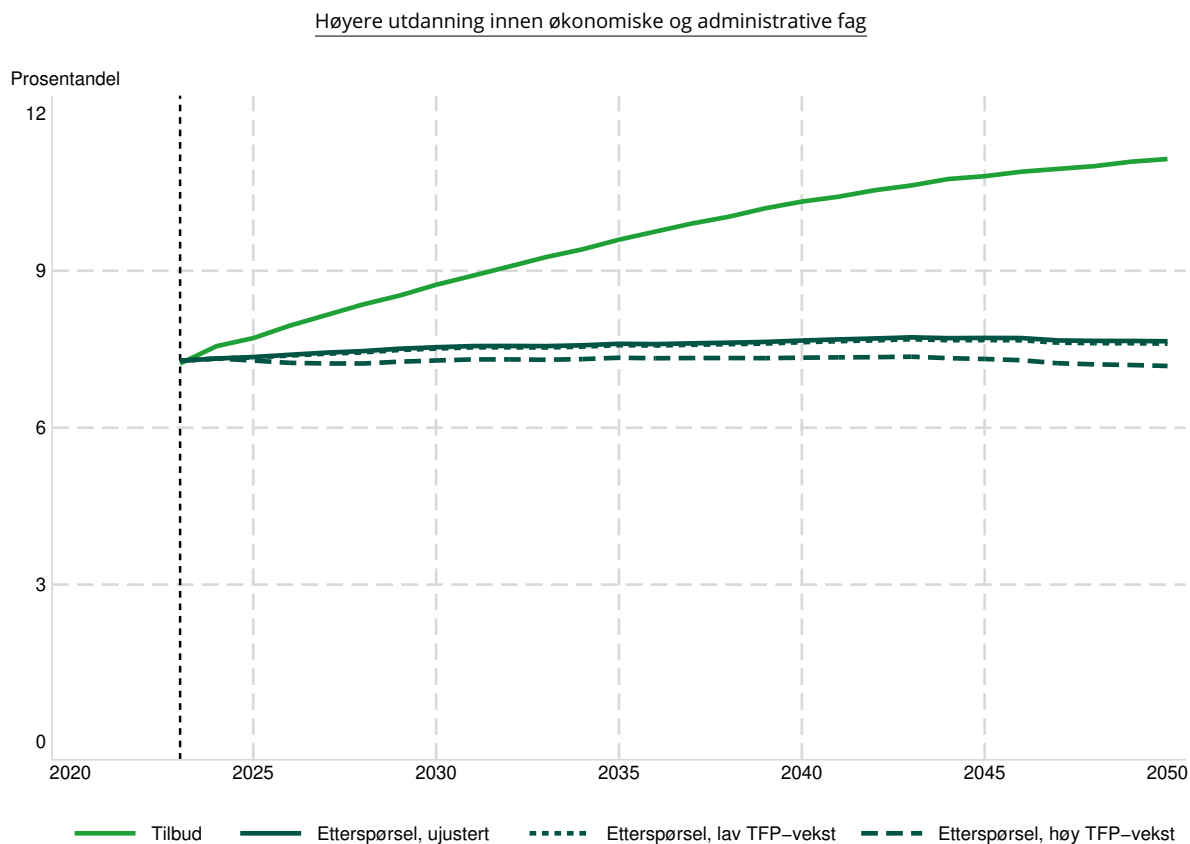
<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Heltrukken linje viser etterspørselen fra opprinnelig framskrivingsrapport (Vigtel, 2024a), mens stiplede linjer viser etterspørselen med økt TFP-vekst.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

For fagfeltene på høyere nivå vist i de to panelene i figur 5.8, som består av økonomiske og administrative fag, samfunnsvitenskapelige fag og juridiske fag, nedjusteres den framskrevne etterspørselen med henholdsvis 0,3 og 0,1 prosentpoeng i gjennomsnitt over framskrivingsperioden når alternativet med høy TFP-vekst legges til grunn som alternativscenarior.

Tilbudet av og etterspørselen etter personer med humanistiske fag er vist i øverste panel i figur 5.8, hvor nedjusteringen som følge av økt TFP er marginal i både høy- og lavscenarioret. For bachelorgradsutdannede innen pedagogiske fag nedjusteres framskrevet etterspørsel i tilfellet med høy TFP-vekst slik at det er samsvar mellom tilbudet av og etterspørselen etter dette fagfeltet i perioden 2029–2040, før det deretter er et framskrevet overskudd. Dette er vist i nederste panel i figur 5.9.

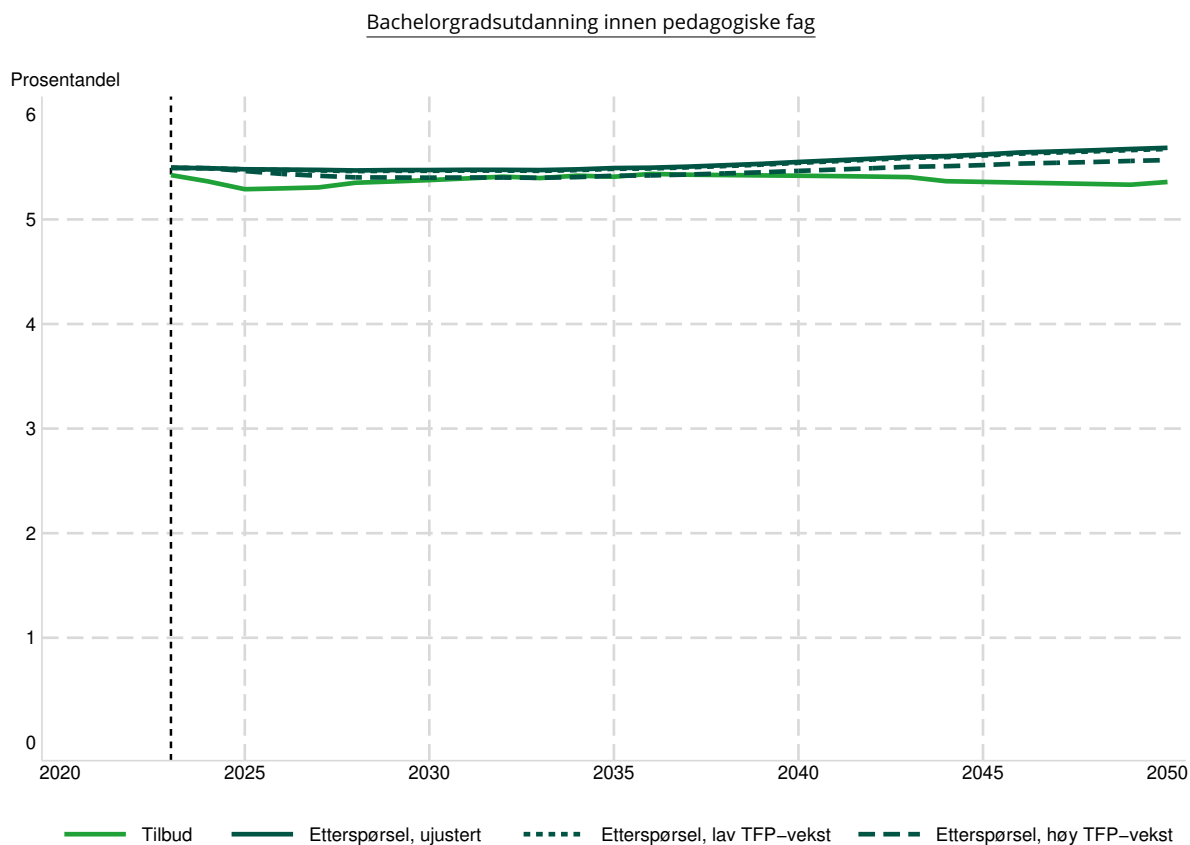
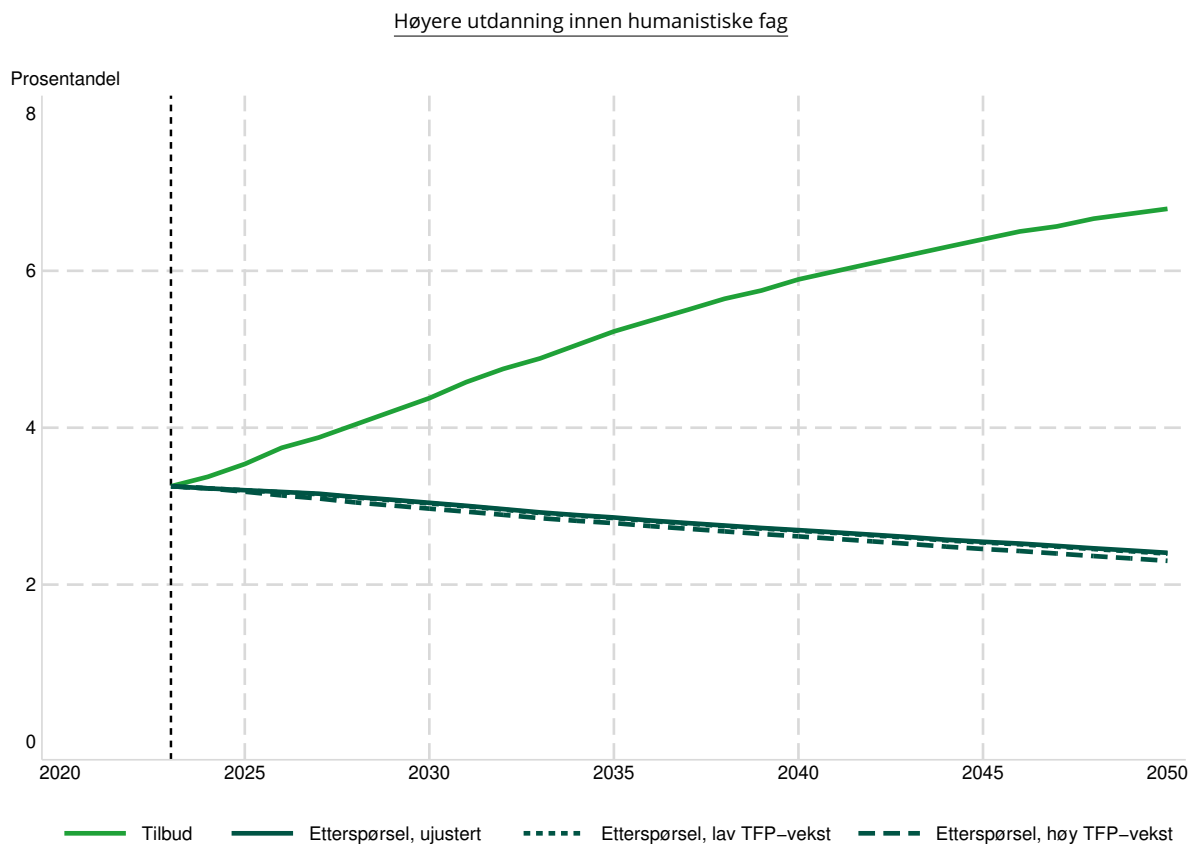
**Figur 5.8** Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med høyere utdanning innen økonomiske og administrative fag, samfunnsvitenskapelige fag og juridiske fag, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av arbeidsstyrke<sup>1</sup>



<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Heltrukken linje viser etterspørselen fra opprinnelig framskrivingsrapport (Vigtel, 2024a), mens stiplede linjer viser etterspørselen med økt TFP-vekst.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

**Figur 5.9** Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med høyere utdanning innen humanistiske fag og personer med bachelorgrads-utdanning innen pedagogiske fag, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av arbeidsstyrke<sup>1</sup>

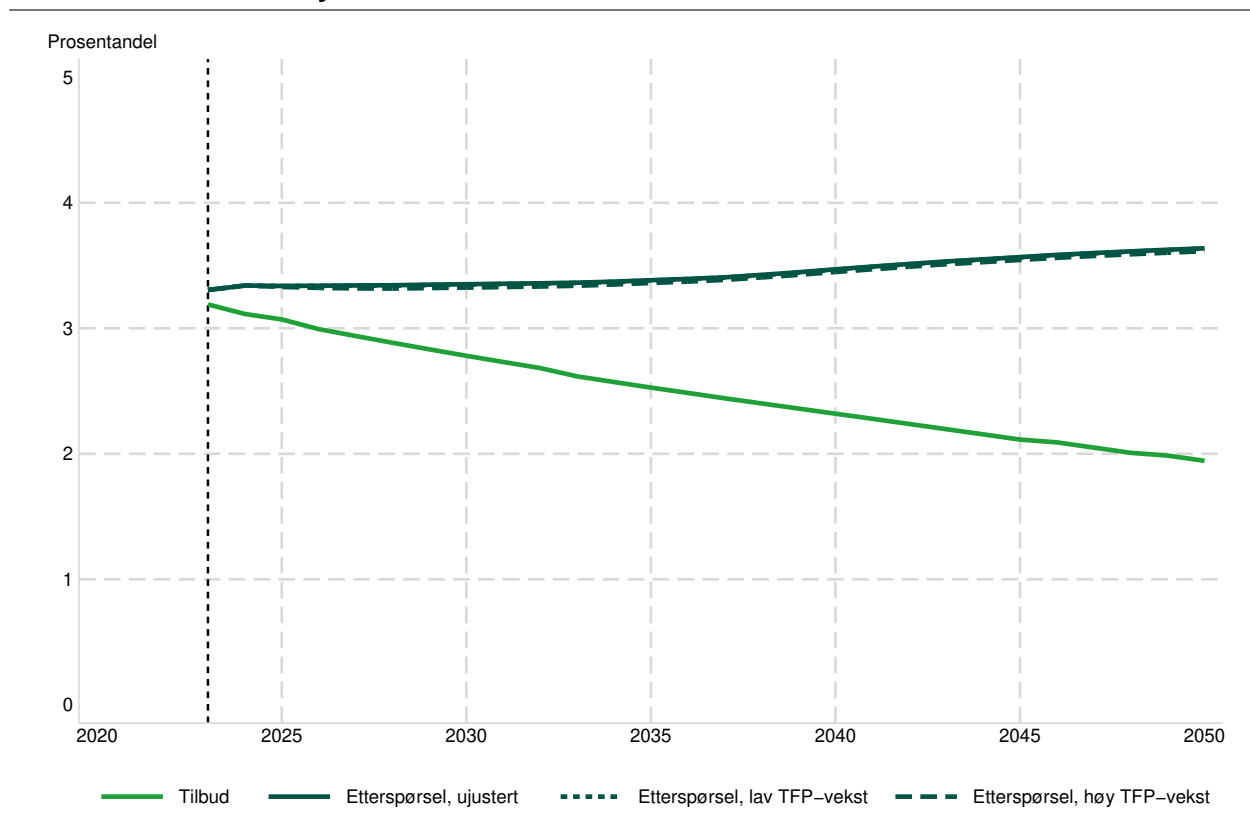


<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Heltrukken linje viser etterspørselen fra opprinnelig framskrivingsrapport (Vigtel, 2024a), mens stiplede linjer viser etterspørselen med økt TFP-vekst.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

For fagfeltene rettet inn mot helse- og omsorgssektoren, vist i figur 5.10 og figur 5.11, er det gjennomgående svært små endringer i den framskrevne etterspørselen for både lav- og høyscenarioet for TFP-vekst. Dette må ses i sammenheng med at vi ikke skifter TFP-variabler i offentlig sektor, en næring som sysselsetter en stor andel av personer utdannet innen disse fagfeltene.

**Figur 5.10 Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med helse- og omsorgsfag, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>**

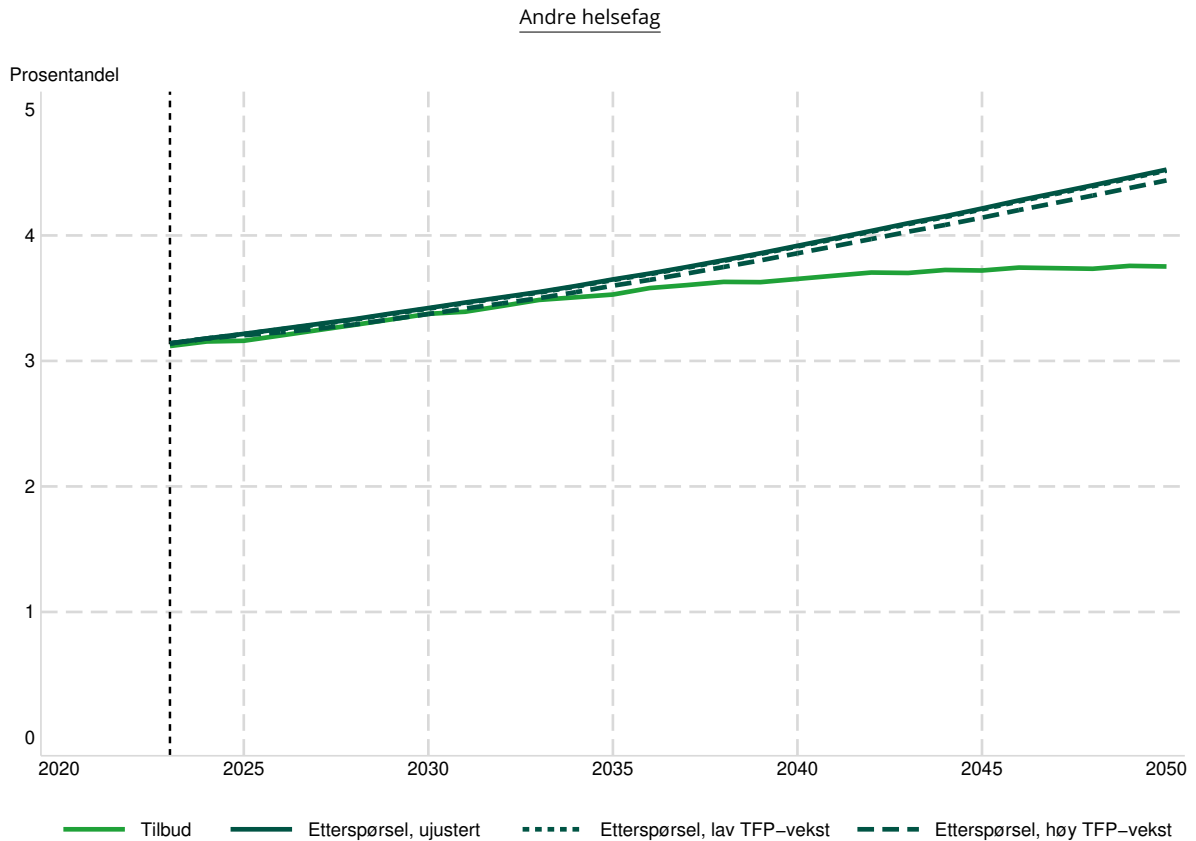
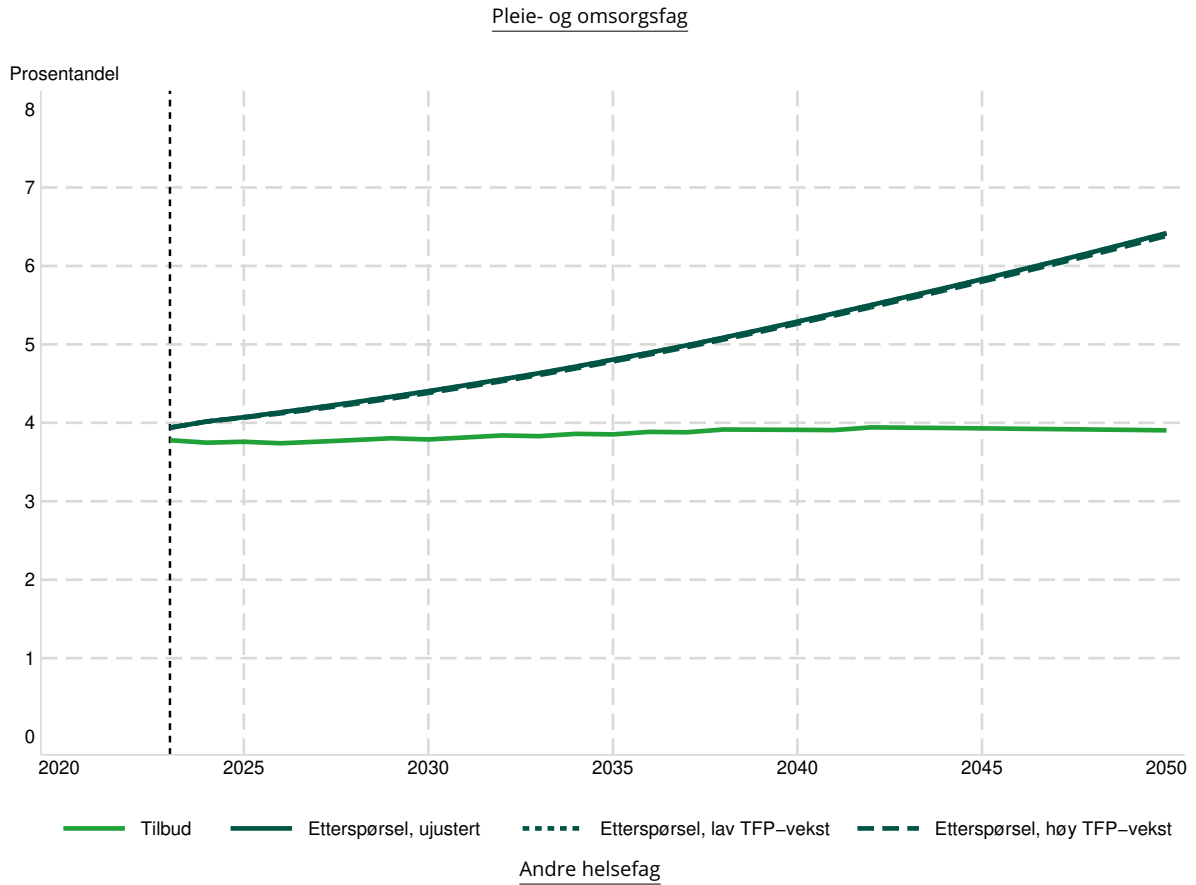


<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Heltrukken linje viser etterspørselen fra opprinnelig framskrivingsrapport (Vigtel, 2024a), mens stiplede linjer viser etterspørselen med økt TFP-vekst.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).



**Figur 5.11** Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for pleie- og omsorgsfag og andre helsefag, 2023-2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke<sup>1</sup>



<sup>1</sup> Stiplet vertikal linje indikerer siste hele observasjonsår (2023). Heltrukket linje viser etterspørselen fra opprinnelig framskrivingsrapport (Vigtel, 2024a), mens stiplede linjer viser etterspørselen med økt TFP-vekst.

Kilde: KVARTS- og MOSART-beregninger, Vigtel (2024a).

## 6. Oppsummering

Formålet med dette notatet har vært å skissere det vi omtaler som «automatiseringspotensialet» i norsk økonomi etter yrke og utdanning som følge av større bruk av generativ KI. Resultatene viser at automatiseringspotensialet basert på registerbasert sysselsetting fra 2024 er 16,8 prosent, som tilsvarer noe i underkant av én arbeidsdag per uke. Automatiseringspotensialet er ulikt fordelt på tvers av yrker og faggrupper, ettersom arbeidsoppgaver som utføres av forskjellige yrker/utdanninger har ulikt automatiseringspotensial. En justering av den framskrevne etterspørselen etter arbeidskraft delt etter utdanning fram mot 2050 i henhold til innfasing av økt bruk av generativ KI viser at underskuddet for noen fagfelt reduseres, mens overskuddet for andre fagfelt øker. Underskuddet på arbeidskraft rettet mot industri, bygg og anlegg og håndverk, samt sykepleiere, reduseres som følge av økt bruk av generativ KI, mens overskuddet av personer med høyere utdanning innen økonomiske og administrative fag, samfunnsvitenskapelige fag, juridiske fag og humanistiske fag øker ytterligere.

Det er flere momenter som taler for at resultatene i dette notatet må tolkes med stor varsomhet. Resultatene er basert på arbeidsoppgaver i yrker basert på amerikanske data, som ikke nødvendigvis vil samsvare med hva slags arbeidsoppgaver som utføres i det samme yrket i en norsk kontekst. Hvor mye tidsbesparelse som kan finne sted ved økt bruk av generativ KI vil også avhenge av videreutviklingen og kapasiteten til generativ KI, som utvikler seg svært raskt. Både denne utviklingen av teknologien, samt innfasingtempo, vil påvirke hvordan etterspørselen etter arbeidskraft utvikler seg framover. Generativ KI vil også kunne ha store effekter på produktiviteten til arbeidstakere, uten at det nødvendigvis betyr at arbeidstiden innskrenkes, og på verdiskapningen i økonomien. Hvordan generativ KI vil utvikle seg framover, og effekten av dette på norsk økonomi, er med andre ord beheftet med stor usikkerhet.

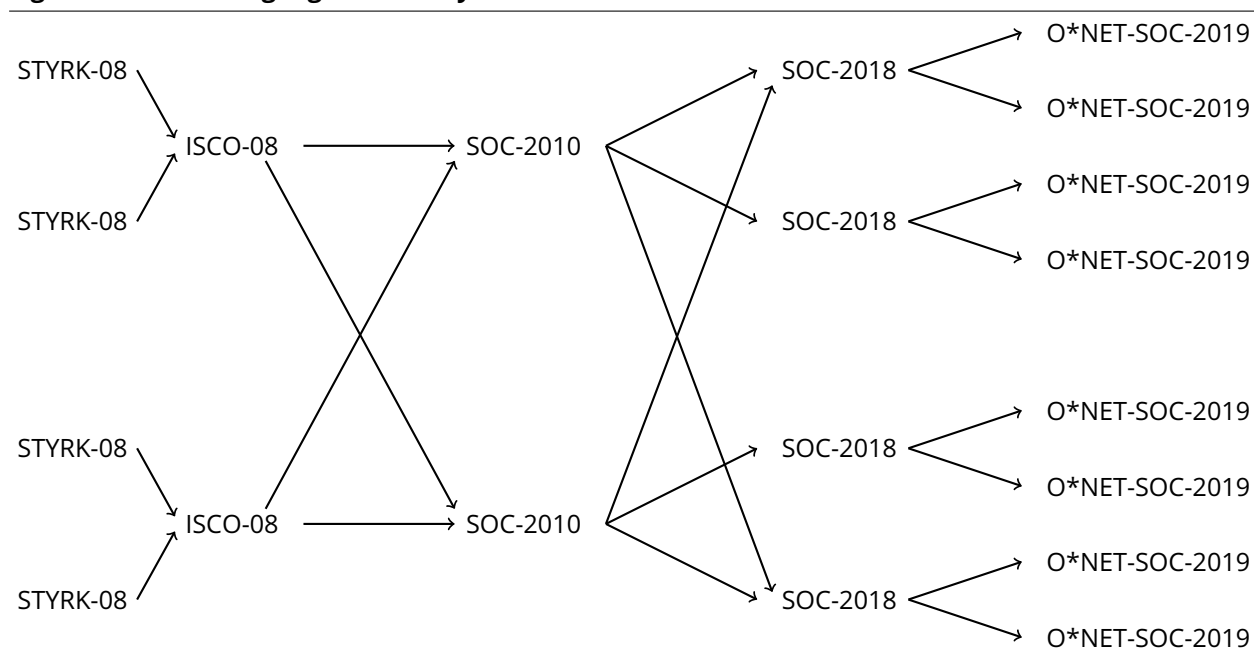
## Vedlegg

### Overgang fra O\*NET-SOC-2019-yrkeskoder til STYRK-08-yrkeskoder

Data om eksponeringsscoren fra Eloundou m.fl. (2024) er delt inn etter arbeidsoppgave og yrker. For å bruke datasettet med eksponeringsscoren på norske data, må det etableres en overgang fra O\*NET-SOC-2019-yrkesklassifiseringen til STYRK-08-yrkesklassifiseringen. Dette må gjøres i flere separate steg, illustrert i figur A1.

For overgangen fra STYRK-08 til ISCO-08 er det tilnærmet en én-til-én-korrespondanse mellom STYRK-08 og ISCO-08, men det er noen norske yrker som kun finnes i STYRK-08 og ikke alle kodene fra ISCO-08 er tatt med i STYRK-08. For overgangen fra ISCO-08 til SOC-2010 er det flere ISCO-08-yrker som inngår i et SOC-2010-yrke, og visa versa, slik at vi har en flere-til-flere-overgang. For overgangen fra SOC-2010 til SOC-2018 er det tilsvarende også en flere-til-flere-overgang mellom de to kodeverkene. Til slutt er det for overgangen fra SOC-2018 til O\*NET-SOC-2019 en én-til-flere-overgang.

**Figur A1** Overganger mellom yrkeskoder



Kilde: Statistisk sentralbyrå.

Av de 407 STYRK-08-yrkeskodene består vårt endelige datasett av 390 STYRK-08-yrkeskoder med en eksponeringsscore ( $\beta_o$ ). De 17 yrkeskodene som ikke er med i analysen er listet opp i tabell A1, hvor årsaken er enten (i) manglende overgang mellom ISCO-08 og STYRK-08, eller (ii) manglende skala for vekting av arbeidsoppgavene innenfor hvert yrke fra Eloundou m.fl. (2024).

**Tabell A1** Yrkeskoder uten eksponeringscore

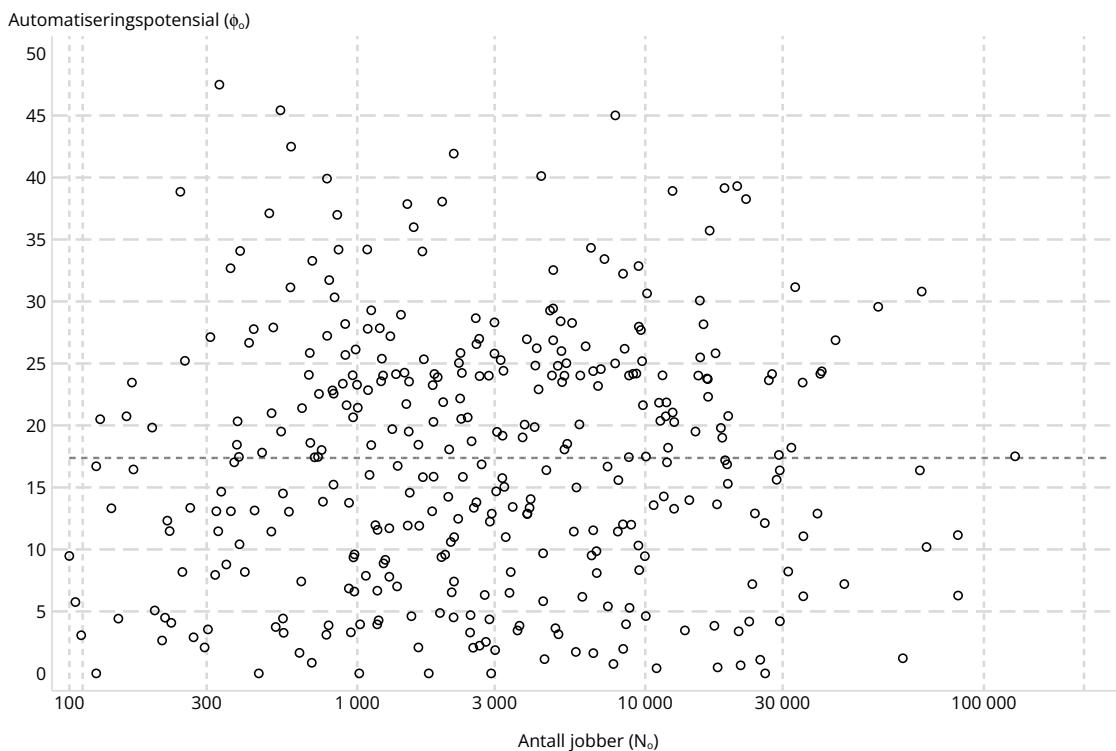
Yrke (STYRK-08)	Årsak
Uoppgått / yrker som ikke kan identifiseres (0000)	Ingen overgang til ISCO-08
Offiserer fra fenrik og høyere grad (0110)	Ingen overgang til ISCO-08
Befal med sersjant grad (0210)	Ingen overgang til ISCO-08
Menige (0310)	Ingen overgang til ISCO-08
Politikere (1111)	Ingen skala for vekting
Sykepleiere (2223)	Ingen overgang til ISCO-08
Vernepleiere (2224)	Ingen overgang til ISCO-08
Andre utøvende kunstneriske yrker (2659)	Ingen skala for vekting
Ambulansepersonell (3258)	Ingen skala for vekting
Religiøse yrker (3413)	Ingen skala for vekting
Pantelånere mv. (4213)	Ingen skala for vekting
Astrologer mv. (5161)	Ingen skala for vekting
Feiere, fasaderenholdere mv. (7133)	Ingen skala for vekting
Operatører innen pels, skinn- og lærbearbeiding (8155)	Ingen skala for vekting
Andre operatører innen produksjon av tekstiler, pels, skinn og lær (8159)	Ingen skala for vekting
Reklamedistributører mv. (9510)	Ingen skala for vekting
Gatefeiere mv. (9613)	Ingen skala for vekting

Kilde: Statistisk sentralbyrå.

## Automatiseringspotensial på tvers av yrker og utdanninger

Figur [A2](#) viser fordelingen av automatiseringspotensial for alle yrker, mens figur [A3](#) viser fordelingen av automatiseringspotensial for alle faggrupper.

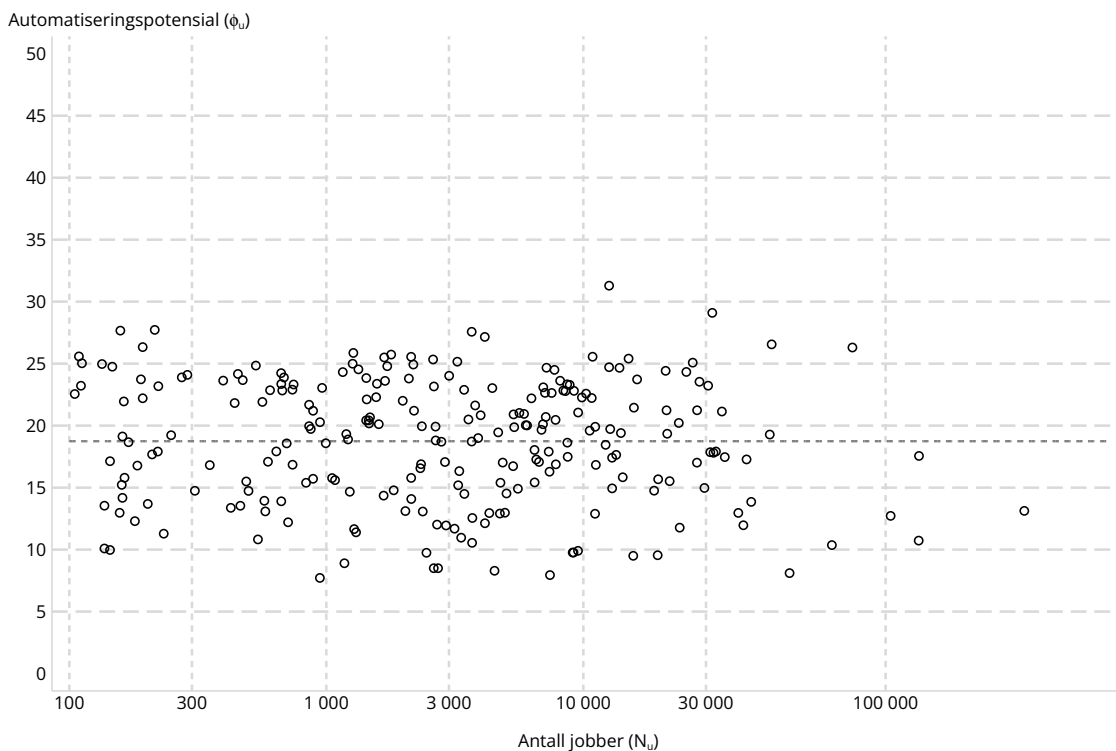
**Figur A2 Automatiseringspotensial og antall jobber, etter yrke<sup>1</sup>**



<sup>1</sup>Yrke er definert ut ifra firesifret STYRK-08-kode. Kun yrker med mer enn 100 jobber er vist.

Kilde: Statistisk sentralbyrå.

**Figur A3 Automatiseringspotensial og antall jobber, etter faggrupper<sup>1</sup>**



<sup>1</sup>Faggruppe er definert ut ifra tre-sifret NUS2000-kode. Kun yrker med mer enn 100 jobber er vist, som deretter blir tilordnet en faggruppe.

Kilde: Statistisk sentralbyrå.

## Referanser

- Acemoglu, D. (2024): «The Simple Macroeconomics of AI», *Economic Policy*, 40, 13–58.
- Aghion, P. og S. Bunel (2024): «AI and Growth: Where Do We Stand?», Federal Reserve Bank of San Francisco.
- Albanesi, S., A. Dias da Silva, J. F. Jimeno, A. Lamo, og A. Wabitsch (2025): «New Technologies and Jobs in Europe», *Economic Policy*, 40, 71–139.
- Aldasoro, I., S. Doerr, L. Gambacorta, og D. Rees (2024): «The Impact of Artificial Intelligence on Output and Inflation», BIS Working Papers No. 1179, Bank for International Settlements.
- Aukrust, I., P. S. Aurdal, M. Bråthen, og T. Køber (2010): «Registerbasert sysselsettingsstatistikk», Notater 2010/8, Statistisk sentralbyrå.
- Bjertnæs, G. H. M., P. Boug, T. v. Brasch, B. Bye, Å. Cappelen, T. Fæhn, M. Graber, T. S. Gundersen, R. Hammersland, E. Holmøy, H. Hungnes, M. Jasinski, K. R. Kaushal, D. Kolsrud, E. Quaghebeur, J. Skretting, N. M. Stølen, H. Tretvoll, og T. C. Vigtel (2023): «Utfordringer for lønnsdannelsen og norsk økonomi», Rapporter 2023/47, Statistisk sentralbyrå.
- Bonfiglioli, A., R. Crinò, G. Gancia, og I. Papadakis (2025): «Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from US Commuting Zones», *Economic Policy*, 40, 145–194.
- Bonney, K., C. Breaux, C. Buffington, E. Dinlersoz, L. Foster, N. Goldschlag, J. Haltiwanger, Z. Kroff, og K. Savage (2024): «The Impact of AI on the Workforce: Tasks versus Jobs?» *Economics Letters*, 244, 111971.
- Boug, P., T. v. Brasch, Å. Cappelen, R. Hammersland, H. Hungnes, D. Kolsrud, J. Skretting, B. Strøm, og T. C. Vigtel (2023): «Fiscal Policy, Macroeconomic Performance and Industry Structure in a Small Open Economy», *Journal of Macroeconomics*, 76, 103524.
- Brey, B. og E. van der Marel (2024): «The Role of Human-Capital in Artificial Intelligence Adoption», *Economics Letters*, 244, 111949.
- Brynjolfsson, E., D. Li, og L. Raymond (2025): «Generative AI at Work», *The Quarterly Journal of Economics*, qjae044.
- Chui, M., E. Hazan, R. Roberts, A. Singla, og K. Smaje (2023): «The Economic Potential of Generative AI», McKinsey & Company.
- Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, og D. Rock (2024): «GPTs are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs», *Science*, 384, 1306–1308.
- Engberg, E., H. Görg, M. Lodefalk, F. Javed, M. Långkvist, N. P. Monteiro, H. K. Nordås, G. Pulito, S. Schroeder, og A. Tang (2024): «AI Unboxed and Jobs: A Novel Measure and Firm-Level Evidence from Three Countries», IZA Discussion Paper No. 16717, Institute of Labor Economics (IZA).

- Filippucci, F., P. Gal, C. S. Jona Lasinio, A. Leandro, G. Nicoletti, m.fl. (2024): «The Impact of Artificial Intelligence on Productivity, Distribution and Growth», OECD Artificial Intelligence Papers No. 15, Organisation for Economic Co-operation and Development.
- Flatval, V. S., H. Jordell, O. Longvastøl, og R. Røtnos (2023): «Kunstig intelligens i Norge – nytte, muligheter og barrierer», Rapport nr. 35-2023, Samfunnsøkonomisk analyse.
- Hatzius, J. m.fl. (2023): «The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth», Goldman Sachs.
- McKinsey (2023): «Det økonomiske potensialet til GenAI i Norge», McKinsey & Company.
- Svalheim, T. L., J. O. H. Skjeldrum, J. Erraira, K. Midttømme, og S. Winther-Larsen (2023): «KI: Betydning for arbeidsstyrken», Menon-publikasjoner nr. 127/2023.
- (2024): «En analyse av potensialet for kunstig intelligens-drevet effektivisering i norsk næringsliv», *Samfunnsøkonomen*, 6, 31–42.
- Svanberg, M., W. Li, M. Fleming, B. Goehring, og N. Thompson (2024): «Beyond AI Exposure: Which Tasks are Cost-Effective to Automate with Computer Vision?» Working Paper.
- Vigtel, T. C. (2024a): «Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter utdanning mot 2050», Rapport nr. 2024/48, Statistisk sentralbyrå.
- (2024b): «Teknisk dokumentasjon av ADMOD-framskrivingen», Notater 2024/52, Statistisk sentralbyrå.

## Figurregister

Figur 3.1.	Automatiseringspotensial og antall jobber, etter ti største yrker .....	14
Figur 3.2.	Automatiseringspotensial og antall jobber, etter ti største faggrupper .....	15
Figur 3.3.	Antall jobber og antall jobber vektet med arbeidstid .....	16
Figur 4.1.	Innfasingstempo og automatiseringspotensial.....	19
Figur 4.2.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med grunnskole- utdanning og uoppgitt utdanning, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	20
Figur 4.3.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående opplæring innen studiespesialisering og økonomiske og administrative fag, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	21
Figur 4.4.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående fagutdanning, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke.....	22
Figur 4.5.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med utdanning på bachelorgradsnivå og mastergradsnivå eller høyere, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	23
Figur 4.6.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående fagutdanning innen elektrofag, maskinfag og mekaniske fag, bygg- og anleggsgfag, and- re naturvitenskapelige fag, tekniske fag og håndverksfag, 2023–2050. Prosentandel av sam- let arbeidsstyrke .....	24
Figur 4.7.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for realister og teknologer med høyere utdanning, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	25
Figur 4.8.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med høyere utdan- ning innen økonomiske og administrative fag, samfunnsvitenskapelige fag og juridiske fag, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	26
Figur 4.9.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med høyere utdan- ning innen humanistiske fag og personer med bachelorgradsutdanning innen pedagogis- ke fag, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke.....	27
Figur 4.10.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med helse- og om- sorgsfag, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	28
Figur 4.11.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for pleie- og omsorgsfag og and- re helsefag, 2023–2050. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	29
Figur 5.1.	Arbeidsledighet (AKU) og BNP Fastlands-Norge .....	31
Figur 5.2.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med grunnskole- utdanning og uoppgitt utdanning, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke.....	32
Figur 5.3.	Framskriving av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående opplæring innen studiespesialisering og økonomiske og administrative fag, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	33



Figur 5.4.	Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående fagutdanning, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	34
Figur 5.5.	Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med utdanning på bachelorgradsnivå og mastergradsnivå eller høyere, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	35
Figur 5.6.	Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med videregående fagutdanning innen elektrofag, maskinfag og mekaniske fag, bygg- og anleggsgag, andre naturvitenskapelige fag, tekniske fag og håndverksfag, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	36
Figur 5.7.	Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for realister og teknologer med høyere utdanning, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	37
Figur 5.8.	Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med høyere utdanning innen økonomiske og administrative fag, samfunnsvitenskapelige fag og juridiske fag, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	38
Figur 5.9.	Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med høyere utdanning innen humanistiske fag og personer med bachelorgradsutdanning innen pedagogiske fag, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke.....	39
Figur 5.10.	Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for personer med helse- og omsorgsfag, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke .....	40
Figur 5.11.	Framskrivning av tilbud av og etterspørsel etter arbeidskraft for pleie- og omsorgsfag og andre helsefag, 2023–2050. Alternativer for TFP-vekst. Prosentandel av samlet arbeidsstyrke..	41
Figur A1.	Overganger mellom yrkeskoder.....	43
Figur A2.	Automatiseringspotensial og antall jobber, etter yrke .....	45
Figur A3.	Automatiseringspotensial og antall jobber, etter faggrupper .....	45

## Tabellregister

Tabell 2.1.	Eksponering til generativ KI .....	9
Tabell 2.2.	Mest og minst eksponerte yrker .....	10
Tabell 2.3.	Fordeling av antall jobber etter yrkesfelt .....	11
Tabell 2.4.	Fordeling av antall jobber etter utdanningsnivå .....	12
Tabell 4.1.	Automatiseringspotensialet etter utdanningsgrupper .....	18
Tabell A1.	Yrkeskoder uten eksponeringsscore .....	44