



Transportøkonomisk institutt  
Stiftelsen Norsk senter for samferdselsforskning



# Kunstig intelligens for strategisk transportplanlegging - muligheter og begrensninger

Stefan Flügel

2076/2025



Tittel:	Kunstig intelligens for strategisk transportplanlegging - muligheter og begrensninger
Tittel engelsk:	Artificial intelligence for strategic transport planning - opportunities and limitations
Forfatter:	Stefan Flügel
Dato:	02.2025
TØI-rapport:	2076/2025
Antall sider:	58
ISSN elektronisk:	2535-5104
ISBN elektronisk:	978-82-480-1747-9
Finansieringskilder:	Statens vegvesen
TØIs p.nr.:	5527 – Bruk av kunstig intelligens i strategisk transportplanlegging
Prosjektleder:	Stefan Flügel
Kvalitetsansvarlig:	Paal B. Wangsness
Ferdigstilling:	Trude Kvalsvik
Fagfelt:	Maskinlæring og Avansert Databehandling
Emneord:	Kunstig intelligens, maskinlæring, strategisk transportplanlegging, KI-agenter

## Kort sammendrag

I denne rapporten kartlegger vi dagens og mulig fremtidig bruk av kunstig intelligens (KI) og maskinlæring for strategisk planlegging. Vår vurdering viser at maskinlæring og generativ KI har størst potensial for å forbedre det empiriske datagrunnlaget for transportplanlegging, samt (delvis) automatisering og effektivisering av enkelte oppgaver innenfor utredning, administrasjon og interessenthåndtering. KI kan trolig ikke erstatte funksjonen til transportmodeller og simuleringsmodeller siden maskinlæringsmodeller ikke egner seg til å gjøre langsiktige prognoser eller analyser av kontrafaktiske tiltak.

## Summary

In this report, we map out the current and potential future use of artificial intelligence (AI) and machine learning for strategic planning. Our assessment indicates that machine learning and generative AI have the greatest potential to improve the empirical data foundation for transport planning, as well as (partially) automate and streamline certain tasks related to analysis, administration, and stakeholder management. AI is unlikely to replace the function of transport models and simulation models, as machine learning models are not well suited for making long-term forecasts or analyzing counterfactual scenarios.

Transportøkonomisk institutt (TØI) har opphavsrett til hele rapporten og dens enkelte deler. Innholdet kan brukes som underlagsmateriale. Når rapporten siteres eller omtales, skal TØI oppgis som kilde med navn og rapportnummer. Rapporten kan ikke endres. Ved eventuell annen bruk må forhåndssamtykke fra TØI innhentes. For øvrig gjelder [Åndsverklovens](#) bestemmelser.



# Forord

Maskinlæring og generativ kunstig intelligens (KI) er i ferd med å revolusjonere mange forskningsdisipliner og fagområder. At fjorårets (2024) Nobelpriser i fysikk og kjemi gikk til forskerne som dannet grunnlag for og utviklet maskinlæringsmodeller er en anerkjennelse av det. Maskinlæringsmodellens store styrke er å finne regularitet og tendenser i store mengder data (treningsdata), danne matematiske modeller basert på treningsdata og anvende disse modellene for raske og forholdsvis presise predikeringer. En økende tilgang til store og kontinuerlige datakilder innenfor transport (sensordata, app/mobildata mm) gjør maskinlæringsmodeller svært attraktive for operasjonell planlegging og i ITS (intelligente transportsystemer).

For strategisk transportplanlegging er mulighetsrommet for maskinlæring derimot mer uklart. Dette skyldes at man i strategisk planlegging må kunne predikere fremtiden i ulike scenarier der mange scenarier vil involvere mekanismer som ennå ikke er observert og dermed ikke gjenkjennbare for maskinlæringsmodeller via treningsdatasettet.

I denne rapporten kartlegger vi dagens og mulig fremtidig bruk av KI og maskinlæring for strategisk planlegging. Kartleggingen er basert på en litteraturgjennomgang og erfaringer og vurderinger fra pågående forskningsaktivitet ved TØI.

Stefan Flügel har utarbeidet og skrevet rapporten. Paal B. Wangsness har fulgt prosjektet og gjennomgått rapporten som en kvalitetssikrer. Vi takker oppdragsgiverne i Statens Vegvesen, med Børge Bang og Oskar Kleven i førersetet, for et spennende oppdrag og godt samarbeid under prosjektet.

Oslo, februar 2025

Transportøkonomisk institutt

Bjørne Grimsrud  
Administrerende direktør

Frants Gundersen  
Avdelingsleder



# Innhold

## Sammendrag

### Summary

<b>1</b>	<b>Innledning.....</b>	<b>1</b>
1.1	Bakgrunn og formål.....	1
1.2	Avgrensning .....	1
1.3	Metode.....	3
1.4	Rapportstruktur .....	4
1.5	Begrepsforklaring.....	4
<b>2</b>	<b>Innledende diskusjon .....</b>	<b>7</b>
2.1	Dype nevralt nettverk .....	7
2.2	Type læring og treningsdata .....	7
2.3	Fremsyn og langsiktige prognoser .....	9
2.4	Generativ KI.....	10
2.5	Fra Chatbots til KI-agenter .....	12
<b>3</b>	<b>Litteraturgjennomgang.....</b>	<b>13</b>
3.1	Framgangsmåte og refleksjoner .....	13
3.2	Innsikt fra oversiktsartikler .....	15
<b>4</b>	<b>Muligheter og begrensninger i bruk av KI for ulike områder .....</b>	<b>18</b>
4.1	Maskinlæring for bedre empiriske datagrunnlag .....	18
4.2	Fremsyn, trender og eksogene variabler .....	23
4.3	Predikering av interne effekter og samspill med transportmodeller .....	26
4.4	KI i planleggingsprosesser .....	35
<b>5</b>	<b>Oppsummering og anbefaling for videre arbeid.....</b>	<b>37</b>
5.1	Oversikt over vurderingen .....	37
5.2	Diskusjon: Om overforventing og modenhet av dagens teknologi .....	39
5.3	Diskusjon: utsikt på en fremtid med AGI .....	40
5.4	Videre kunnskapsbehov.....	41
	<b>Referanser .....</b>	<b>42</b>
	<b>Vedlegg: Om definisjon og tidsaspektet av AGI.....</b>	<b>46</b>

# Kunstig intelligens for strategisk transportplanlegging - muligheter og begrensninger

TØI rapport 2076/2025 • Forfatter: Stefan Flügel • Oslo 2024 • 58 sider

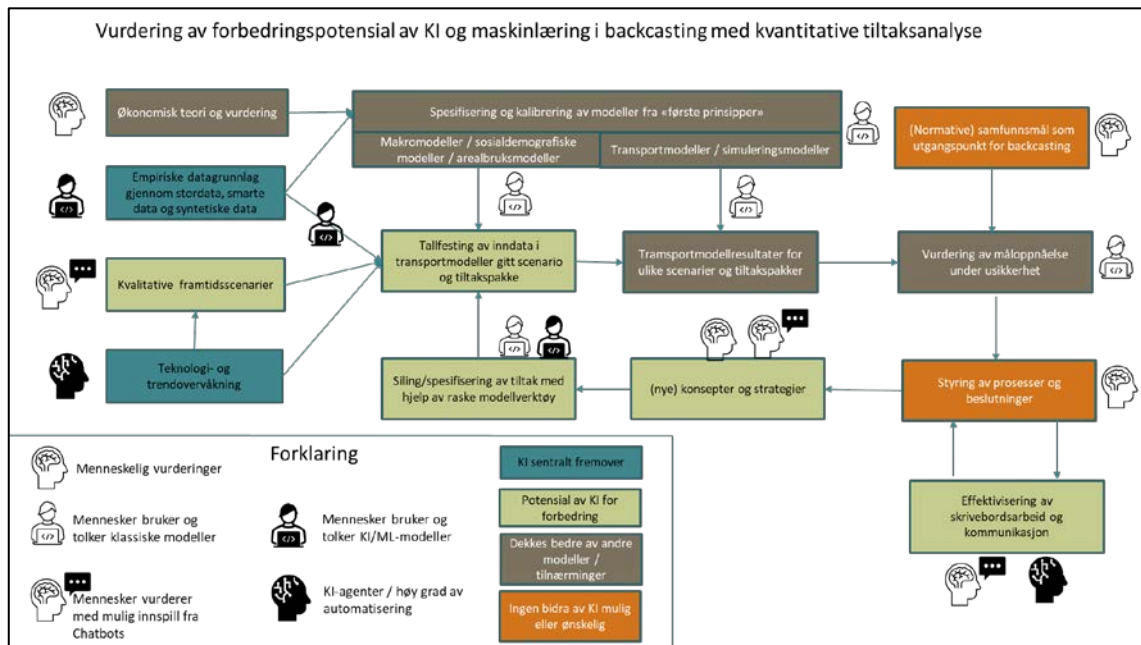
En økende tilgang til store og kontinuerlige datakilder innenfor transport (sensordata, app/mobildata mm) gjør maskinlæringsmodeller svært attraktive for operasjonell planlegging og i ITS. For strategisk transportplanlegging er mulighetsrommet for maskinlæring derimot mer uklart. Dette skyldes at man i strategisk planlegging må kunne predikere fremtiden i ulike scenarier der mange scenarier vil involvere mekanismer som ennå ikke er observert og dermed ikke gjenkjennbare for maskinlæringsmodeller via treningsdatasettet. I denne rapporten kartlegger vi dagens og mulig fremtidig bruk av kunstig intelligens (KI) og maskinlæring for strategisk planlegging. Vår vurdering viser at maskinlæring og generativ KI har størst potensial for å forbedre det empiriske datagrunnlaget for transportplanlegging, samt (delvis) automatisering og effektivisering av enkelte oppgaver innenfor utredning, administrasjon og interessenthåndtering. KI kan trolig ikke erstatte funksjonen til transportmodeller og simuleringsmodeller siden maskinlæringsmodeller ikke egner seg til å gjøre langsiktige prognoser eller analyser av kontrafaktiske tiltak.

Denne rapporten oppsummerer funnene fra et prosjekt som hadde som formål å kartlegge bruken og mulighetsrommet for kunstig intelligens (KI) innen strategisk transportplanlegging. Strategisk transportplanlegging har en lengre planleggingshorisont enn operasjonell planlegging. Mens operasjonell planlegging brukes for daglig drift og trafikkstyring, prediksjon av kortsiktig transportetterspørsel og planlegging av kortsiktige transporttilbud, er strategisk transportplanlegging relevant for store infrastrukturprosjekter, langsiktig politikktutforming eller analyse av nye tiltak. Sistnevnte er særlig relevant i forbindelse med Nasjonal transportplan og strategier for å oppfylle klimamålene. I forbindelse med temaene KI og maskinlæring kan man *definere strategisk transportplanlegging som transportanalyser hvor man ikke har tilstrekkelig treningsdata fra faktiske observasjoner.*

Siden utviklingen innenfor KI er så rask, kan det være relevant å nevne at rapporten ble skrevet rundt årsskiftet 2024/2025 og dermed representerer kunnskap på dette tidspunktet (inkludert januar 2025). I denne rapporten konsentrerer vi oss om maskinlæringsmodeller basert på nevralt nettverk og dyp-læring, og innenfor der igjen på metoder som kan brukes til å klassifisere og predikere ulike typer data, modeller og produkter innenfor generativ KI.

Vurderingene i rapporten er basert på en litteraturgjennomgang og informasjonsinnhenting fra internett og eksterne og interne dokumenter. Tidsrammene i prosjektet muliggjorde ikke å gjennomføre systematiske fagekspertintervjuer.

Figur S1 forsøker og gi en helhetlig oversikt over vurderingen som ble gjort i denne rapporten.



Figur S1: Oppsummeringsfigur over vurderinger gjort i prosjektet.

Vi starter (i figuren øverst på høyre side) med **formulering av samfunnsmålene** som utgangspunkt for transportplanlegging. En slik målformulering kan sees på som en anvendelse av en (implisitt eller eksplisitt) backcasting prosess. Vi vurderer målformuleringen som en oppgave hvor KI er uegnet. Disse målene bør samfunnsborgere selv formulere (markert derfor i oransje i figuren), ideelt sett via demokratiske prosesser, og vi burde unngå å automatisere dette.

Samfunnsmålene bør videre være utgangspunkt for **vurdering av måloppnåelse** under usikkerhet. Dette bør være i stor grad basert på systematiske modeller og prinsipper og verktøy. Her er det mennesker som tar i bruk klassiske tilnærminger som er forholdsvis godt tolkbart og forklarbart. KI og maskinlæring er heller ikke en naturlig tilnærming for dette.

Vurdering av forventet oppnåelse av samfunnsmålene bør være styrende for **beslutninger** for prioritering. Igjen bør denne oppgaven være forbeholdt menneskene.

Prioriteringer må iverksettes i planleggingsprosesser og i denne forbindelse ser vi betydelig potensial for KI systemer til å **effektivisere skrivebordsarbeid og kommunikasjon** (boks på høyre siden helt til nederst). For noen oppgaver kan KI brukes som verktøy av mennesker, mens andre oppgaver kan trolig automatiseres i større grad. Selv om innfasing av KI kan ta tid og kan være forbundet med utfordringer og risiko, virker en dette som en «naturlig» videreutvikling og konsistent med regjeringens ønske om å ta bruk av KI i alle offentlige etater på sikt.

Ved en backcastingtilnærming er det viktig å oppdatere og fornye strategier iterativt for å sikre størst mulig sjanse for måloppnåelse også under endrete rammebetingelser. **Nye konsepter** for tiltak og strategier bør komme fra mennesker, men vi ser muligheter for å bruke (resonnerende) språkmodeller til å finne logiske og – ved behov – kreative nye løsninger.





Strategier må dekomponeres i et sett av tiltak. Ved **siling av aktuelle tiltak** kan det være et behov for noen foreløpige effektberegninger og prediksjoner. Raskere versjoner av RTM er i utvikling for dette behovet. I tillegg kan det ligge muligheter med maskinlæringsmodeller, som meta-modeller beskrevet i denne rapporten.

Når det gjelder etablering av **framtidsscenarioer** relevant for transportplanlegging ser vi for oss at språkmodeller kan brukes som idemyldringspartner (med menneskene i førersetet), mens den integrerte oppgaven av trend- og teknologiovervåkning kan automatiseres i stor grad.

Maskinlæring forventes å ha en sentral rolle i etablering av **bedre empiriske datagrunnlag** for spesifisering og kalibrering av modeller. Det gjelder både makromodeller/arealbruksmodeller og transportmodeller som omtales som «modeller fra første prinsipper (grunnprinsipper)» i denne rapporten. Disse modellene bygger på økonomisk teori som typisk er tolket av mennesker (boks øverst til venstre).

Vi har vurdert om maskinlæringsmodeller kan erstatte «modeller basert på første prinsipper», slik som makroøkonomiske modeller, transportmodeller (RTM) og simuleringmodeller. Disse modellene bygger på matematiske funksjoner (ofte forankret i økonomisk teori) og grunnleggende mekanismer, som representerer en forenklet, men teoretisk velbegrunnet forståelse av hva som er fysisk mulig. Slike modeller har ofte gode generaliseringsevner sammenlignet med datadrevne tilnærminger, som i større grad er avhengige av observerte mønstre i data. Siden maskinlæringsmodeller typisk ikke er særlig egnet for langsiktige prognoser og kontrafaktiske analyser, **tror vi ikke at makroøkonomiske modeller og transportmodeller kan erstattes av kunstig intelligens**. Muligheter ved å kombinere transportmodeller og KI (utover bedre datagrunnlag) anses som kommende forskningsfront og bør utredes videre.

Et viktig diskusjonspunkt for bruk og betydning av ny teknologi på ulike anvendelsesområder er tidsaspektet. Når er dyp-læring og generativ KI moden nok til å brukes aktivt i strategisk transportplanlegging?

Gartner-syklusen for teknologiens forventningskurve illustrerer hvordan vi ofte overestimerer effekten av ny teknologi på kort sikt og undervurderer dens langsiktige betydning. Overestimeringen på kort sikt reflekteres i "toppen av **overdrevene forventninger**" i Gartners hype-syklus, der optimisme rundt teknologiens potensial dominerer. På den andre siden representerer "produktivitetsplataet" i syklusen det punktet hvor teknologiens langsiktige og transformative innvirkning blir tydelig, og gjerne langt overgår tidligere skepsis. Generativ KI nådde toppen av hype-syklusen i 2023 og beveget seg allerede i 2024 ned i «dalen av nøkternhet». Ifølge Gartners analyse vil det ta ytterligere 2-5 år før generativ KI som teknologi når sitt fulle og stabile potensial.

Det er ikke bare tekniske grunner for det (at teknologien fortsatt er noe umoden for noen oppgaver), men ikke minst fordi det tar tid for ansatte å omstille seg. I tillegg kan omstillingen på systemnivå (f.eks. innenfor en virksomhet eller bedrift) ta lenger tid enn på individnivå. Enkelte ansatte kan være flinke å ta i bruk ny teknologi, men endring av prosesser og arbeidsflyter på tvers av personer kan ta mye lenger tid.

Denne rapporten har forsøkt å gi en første kartlegging av muligheter og begrensninger ved bruk av kunstig intelligens for strategisk transportmodellering og planlegging. Det er imidlertid mange åpne spørsmål som bør undersøkes videre, og oppfølgingsprosjekter bør igangsettes for å fordype seg i spesifikke muligheter.

Når det gjelder implementering av KI som verktøy i arbeidslivet, er det viktig å forstå bedre hvilke barrierer som hindrer adopsjon av KI i organisasjoner. Manglende kunnskap og opplæring i KI kan være en betydelig hindring, noe som kan motivere til å **prioritere videreutdanning** av ansatte.



Flere forskningsspørsmål er verdt å utforske videre. **Hvordan maskinlæring kan kombineres med klassiske transportmodeller er et sentralt tema** for å forbedre kvantitative metoder. I tillegg bør potensialet som ligger i kombinasjonen av simuleringsmodeller, forsterket læring og generative agenter undersøkes nærmere. Med dagens beregningskapasitet og teknologi er det mulig å gjennomføre store samfunnssimuleringer med digitale tvillinger, noe som kan bane vei for fremtidens transportmodeller som i større grad etterligner virkelige prosesser.

Språkmodeller og generativ KI har også mange mulige **anvendelser innen kvalitative analyser**, inkludert idemyldring, scenarioutvikling og skrivehjelp. Likevel mangler det en klar «best-practice» på dette området. Ytterligere forskning og eksperimentering kan være nødvendig for å forstå hvordan samspillet mellom KI og mennesker best kan organiseres.

Med den raske teknologiske utviklingen er det en risiko for at forskningen – inkludert denne rapporten – raskt blir utdatert. Det kan derfor være hensiktsmessig å jobbe kontinuerlig med denne problemstillingen. Gitt de potensielt store endringene og samfunnsforstyrrelsene som avansert KI kan medføre, virker det fornuftig å sette av **ressurser til å følge utviklingen og identifisere nye forbedringsmuligheter** som kunstig intelligens muliggjør.



# Artificial intelligence for strategic transport planning - opportunities and limitations

TØI Report 2076/2025 • Author: Stefan Flügel • Oslo 2024 • 58 pages

The increasing availability of large and continuous data sources in transport (sensor data, app/mobile data, etc.) makes machine learning models highly attractive for operational planning and Intelligent Transport Systems (ITS). However, the potential for machine learning in strategic transport planning is less clear. This is because strategic planning requires the ability to predict the future in various scenarios, many of which involve mechanisms that have not yet been observed and are therefore unrecognizable to machine learning models based on training data. In this report, we map out the current and potential future use of artificial intelligence (AI) and machine learning for strategic planning. Our assessment indicates that machine learning and generative AI have the greatest potential to improve the empirical data foundation for transport planning, as well as (partially) automate and streamline certain tasks related to analysis, administration, and stakeholder management. AI is unlikely to replace the function of transport models and simulation models, as machine learning models are not well suited for making long-term forecasts or analyzing counterfactual measures.

This report summarizes the findings of a project aimed at mapping the use and potential of artificial intelligence (AI) in strategic transport planning. Strategic transport planning has a longer planning horizon than operational planning. While operational planning is used for daily operations and traffic management, short-term transport demand forecasting, and planning short-term transport services, strategic transport planning is relevant for large infrastructure projects, long-term policy development, or analyzing new measures. The latter is particularly relevant in connection with the National Transport Plan and strategies for achieving climate goals. Regarding AI and machine learning, strategic transport planning can be defined as transport analyses where there is insufficient training data from actual observations.

Since AI development is progressing rapidly, it is relevant to mention that this report was written around the turn of 2024/2025 and thus represents the knowledge available at that time (including January 2025). In this report, we focus on machine learning models based on neural networks and deep learning, specifically on methods that can be used to classify and predict various types of data, models, and products within generative AI.

The assessments in this report are based on a literature review and information gathering from the internet as well as internal and external documents. The project timeline did not allow for systematic expert interviews.

Figure S1 attempts to provide a comprehensive overview of the evaluations made in this report.

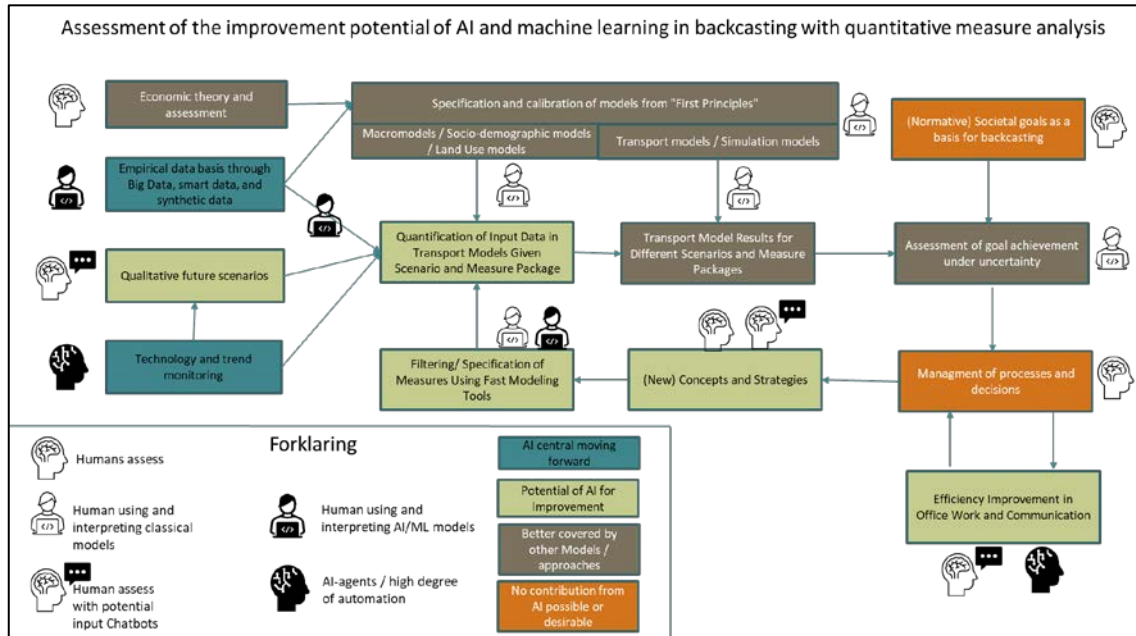


Figure S1: Summary of the assessments made in the project.

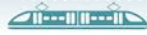
We begin (at the top right of the figure) with the **formulation of societal goals** as the foundation for transport planning. Such goal formulation can be seen as an application of an (implicit or explicit) backcasting process. We assess goal formulation as a task for which AI is unsuitable. These goals should be defined by citizens themselves (therefore marked in orange in the figure), ideally through democratic processes, and automation of this process should be avoided.

Societal goals should then serve as the basis for **assessing goal achievement** under uncertainty. This should largely rely on systematic models, principles, and tools. Here, human decision-makers use classical approaches that are readily interpretable and explainable. AI and machine learning are not a natural fit for this step.

The assessment of the expected achievement of societal goals should guide **decision-making** and prioritization. Again, this task should be reserved for humans.

Prioritizations must be implemented in planning processes, where we see significant potential for AI systems to **streamline office work and communication** (box on the lower right). For some tasks, AI can serve as a tool for humans, while other tasks may be more extensively automated. Although the adoption of AI may take time and involve challenges and risks, this appears to be a "natural" progression and is consistent with the government's objective of integrating AI across all public agencies in the long run.

In a backcasting approach, it is crucial to iteratively update and refine strategies to maximize the likelihood of achieving goals, even under changing conditions. **New concepts** for measures and strategies should originate from humans, but we see potential for (reasoning-based) language models to identify logical and—if necessary—creative new solutions.



Strategies must be broken down into a set of measures. In **screening potential measures**, preliminary impact assessments and predictions may be needed. Faster versions of RTM are being developed for this purpose. Additionally, machine learning models—such as meta-models described in this report—may offer opportunities.

For the **development of future scenarios** relevant to transport planning, we see the potential for language models to be used as brainstorming partners (with humans in control), while the integrated task of trend and technology monitoring could be largely automated.

Machine learning is expected to play a key role in **establishing better empirical data foundations** for the specification and calibration of models. This applies to both macroeconomic/land-use models and transport models, which are referred to in this report as "first-principles models." These models are based on economic theory, typically interpreted by humans (box at the top left).

We have assessed whether machine learning models can replace models based on first principles, such as macroeconomic models, transport models (RTM), and simulation models. These models are built on mathematical functions (often grounded in economic theory) and fundamental mechanisms, which represent a simplified but theoretically well-founded understanding of what is physically possible. Such models often exhibit strong generalization capabilities compared to data-driven approaches, which rely more heavily on observed patterns in data. Since machine learning models are generally not well suited for long-term forecasts and counterfactual analyses, **we do not believe that macroeconomic models and transport models can be replaced by artificial intelligence**. However, the potential to integrate transport models and AI (beyond improving data foundations) is considered an emerging research frontier that warrants further investigation.

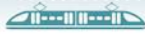
A key discussion point regarding the application and significance of new technologies in different fields is the time dimension. When will deep learning and generative AI be mature enough for active use in strategic transport planning?

The Gartner hype cycle for technology expectations illustrates how we often overestimate the short-term effects of new technology while underestimating its long-term impact. Short-term overestimation is reflected in the "peak of **inflated expectations**" in the Gartner hype cycle, where optimism about the technology's potential dominates. On the other hand, the "plateau of productivity" represents the point where the technology's long-term and transformative impact becomes evident, often far exceeding initial scepticism. Generative AI reached the peak of the hype cycle in 2023 and was already moving into the "trough of disillusionment" in 2024. According to Gartner's analysis, it will take another 2–5 years before generative AI reaches its full and stable potential.

This is not only due to technical reasons (as the technology is still somewhat immature for certain tasks), but also because adaptation takes time for employees. Additionally, systemic adaptation (e.g., within an organization or company) can take longer than individual adoption. Some employees may quickly adopt new technologies but changing processes and workflows across teams can take much longer.

This report has aimed to provide an initial mapping of the opportunities and limitations of using artificial intelligence for strategic transport modeling and planning. However, many open questions remain that should be further investigated, and follow-up projects should be initiated to explore specific possibilities in more detail.

Regarding AI implementation in the workplace, it is crucial to better understand the barriers to AI adoption in organizations. A lack of knowledge and training in AI can be a significant obstacle, which could justify **prioritizing further education for employees**.



Several research questions merit further exploration. **How machine learning can be combined with classical transport models is a key topic** for improving quantitative methods. Additionally, the potential of combining simulation models, reinforcement learning, and generative agents should be examined more closely. With today's computational capacity and technology, it is possible to conduct large-scale societal simulations in digital twins, which could pave the way for future transport models that better replicate real-world processes.

Language models and generative AI also have many **potential applications in qualitative analyses**, including brainstorming, scenario development, and writing assistance. However, there is no clear "best practice" in this area yet. Further research and experimentation may be necessary to understand how human-AI collaboration can be best structured.

Given the rapid pace of technological development, there is a risk that research—including this report—will quickly become outdated. It may therefore be beneficial to continuously address this issue. Considering the potentially significant changes and societal disruptions that advanced AI may bring, it seems prudent to **allocate resources for monitoring developments and identifying new improvement opportunities** enabled by artificial intelligence.

# 1 Innledning

## 1.1 Bakgrunn og formål

Denne rapporten oppsummerer funnene fra et prosjekt som hadde som formål å kartlegge bruken og mulighetsrommet for kunstig intelligens (KI) innen strategisk transportplanlegging. Strategisk transportplanlegging har en lengre planleggingshorisont enn operasjonell planlegging. Mens operasjonell planlegging brukes for daglig drift og trafikkstyring, prediksjon av kortsiktig transportetterspørsel og planlegging av kortsiktige transporttilbud, er strategisk transportplanlegging relevant for store infrastrukturprosjekter, langsiktig politikktutforming eller analyse av nye tiltak. Sistnevnte er særlig relevant i forbindelse med Nasjonal transportplan og strategier for å oppfylle klimamålene.

Siden utviklingen innenfor KI er så rask, kan det være relevant å nevne at rapporten ble skrevet rundt årsskiftet 2024/2025 og dermed representerer kunnskap på dette tidspunktet (inkludert januar 2025). Rapporten inkluderer noen perspektiver basert på den sannsynlige utviklingen av KI de neste 1-3 år, men skal i utgangspunktet oppsummere mulighetsrommet med dagens KI-teknologi. En diskusjon om fremtidig forventet KI-teknologi (kunstig generell intelligens, «AGI») finnes i avsnitt 5.3 og i vedlegget.

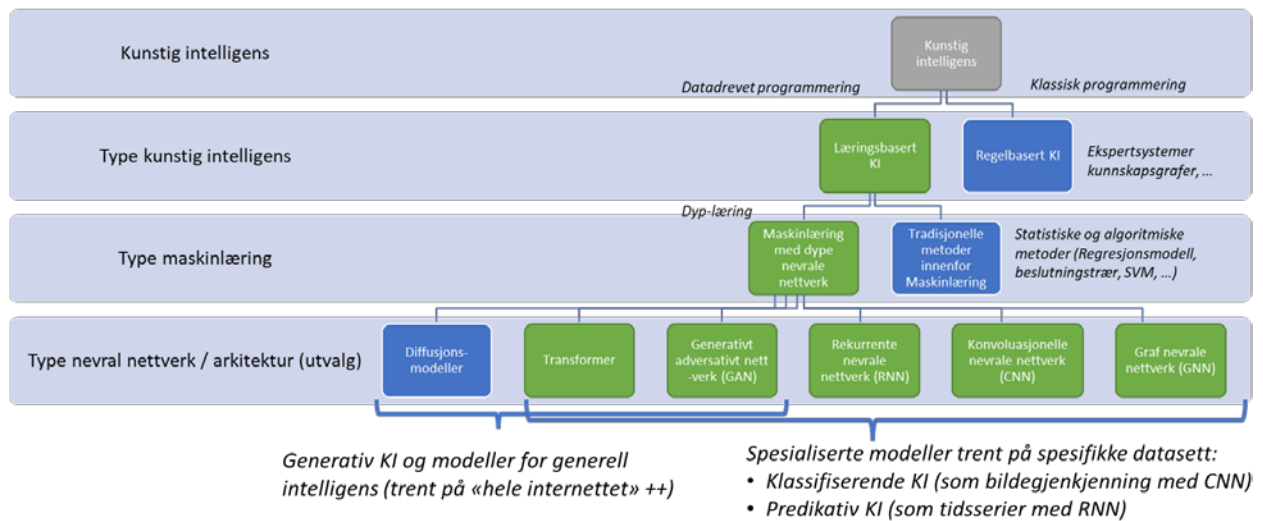
## 1.2 Avgrensning

I dette avsnittet forklarer vi hvilke metoder innenfor KI vi vurderer og hvilke prosesser innenfor strategisk planlegging vi tar utgangspunkt i. For leserne som ikke er kjent med begrepene innenfor KI, viser vi til avsnitt 1.5 for en begrepsoversikt.

Det er ingen enhetlig definisjon og avgrensning om hva kunstig intelligens (KI) inkluderer og ikke inkluderer. En praktisk arbeidsdefinisjon er at «KI er et forsøk på å automatisere intellektuelle oppgaver som normalt utføres av mennesker» (Chollet 2021). Datamaskiner, inkludert programvare for statistiske metoder og transportmodeller automatiserer allerede i dag mange (del)oppgaver innenfor strategisk planlegging. Med økt bruk av KI kan flere oppgaver automatiseres. Med avanserte KI-programmer, trenger oppgaver som for eksempel gjenkjennelse av objekter i bilde- og videodata ikke lenger gjennomføres manuelt.

KI kan inndeles i læringsbasert KI basert på datadrevet programmering, og i regelbasert KI basert på klassisk programmering. Med klassisk programmering mener vi her programvare som tar regler og data som input og som gir svar som output. Læringsbasert KI er basert på datadrevet programmering og tar data og svar som input og som gir regler eller funksjoner som output. Under læringsbasert KI kan man videre skille mellom maskinlæring basert på dype nevralt nettverk (dyp læring) og maskinlæring basert på mer tradisjonelle metoder innenfor statistikk og algoritmisk beregning, inkludert regresjonsmodeller, beslutningstrær og Support Vector Machines (SVM).

I denne rapporten konsentrerer vi oss om maskinlæringsmodeller basert på nevralt nettverk og dyp læring, og innenfor der igjen på metoder, modeller og produkter som er markert med grønt i figur 1.1. Dette inkluderer maskinlæringsmodeller som kan brukes til å klassifisere og predikere ulike typer data og modeller og produkter innenfor generativ KI. Med unntak av diffusjonsmodeller, som brukes i hovedsakelig til bildegenerering, er de fleste av disse modeller innenfor generativ KI, basert på Transformer-teknologien (Vaswani mfl. 2017). Dette inkluderer modellen GPT4 fra OpenAI som kan brukes med ChatGPT og nyere modeller som GPT-4o og o1. Vi inkluderer disse KI-assistentsystemer siden de kan være nyttige i ulike prosesser innenfor strategisk planlegging.



Figur 1.1: Forenklet illustrering av inndeling av KI. Grønn fargete bokser inkluderer tilnærminger og modeller og produkter som inkluderes i vår kartlegging.

I denne rapporten skal vi kartlegge bruk av KI for strategisk transportplanlegging, og gjennomgå muligheter og begrensninger. Etter avtale med oppdragsgiver inkluderer dette:

- Fremsyn av trender og eksogene variabler i transportmodeller
- Fremsyn og predikering av interne effekter (endogene variabler i transportmodeller)
- Samspill mellom transportmodeller og KI
- KI for bedre datagrunnlag (inkl. syntetiske data)
- KI i planleggingsprosesser og backcasting

Vi gjør ikke noe klart skille mellom taktisk og strategisk planlegging og ser også på predikeringsbehov i tidsperspektiver 1-5 år som tradisjonelt faller under taktisk transportplanlegging. Dette tidsperspektivet er relevant for 2030-klimamålene og nullvekstmålet. Strategisk planlegging har typisk en noe lengre tidshorisont. Klimamålene for 2050 nedfelt i Klimaloven en tidshorisont på 25 år fra nåværende tidspunkt. Videre går en Nasjonal transportplan over 12 år og de inkluderte prosjektene underlagt nytte-kostnadsanalyse har en forutsatt levetid på 40 eller 75 år.

Vi inkluderer derimot ikke operasjonell planlegging og intelligente transportsystemer (ITS) i denne kartleggingen. Her er planleggingshorisonten mye kortere og typisk ikke lengre enn noen dager. KI er allerede mye brukt innenfor operasjonell planlegging. Ruter AS bruker KI til for reisetidsprediksjon, kapasitetsprediksjon og flåtestyring. Som vi diskuterer i rapporten ligger en stor forskjell mellom operasjonell og strategisk planlegging i at sistnevnte krever predikering i helt nye scenarier og med nye rammebetingelser, fremtidig infrastruktur, nye tiltak og politikk og nye transportformer. Ordet «ny» kan innebære at de underliggende mekanismer ikke er representert i – og dermed lærbart fra – treningsdatasettet samlet inn fra historiske og dagens data. Et annet ord for dette er «kontrafaktiske» («counterfactual» på engelsk).

I forbindelse med temaene KI og maskinlæring kan man *definere strategisk transportplanlegging som et felt innen transportplanlegging som omhandler situasjoner der treningsdata fra den virkelige verden er knappe eller utilgjengelige.*

Med denne definisjonen faller bruk av KI og maskinlæring for vedlikehold av infrastruktur utenfor strategisk planlegging. For «smart vedlikehold» brukes klassifiserende maskinlæringsmodeller for automatisk

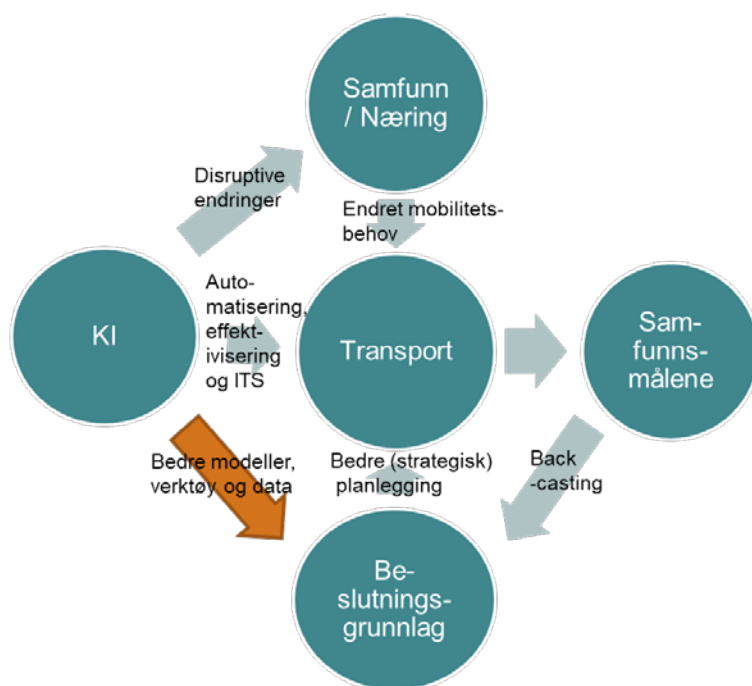


gjenkjennelse av skader i infrastruktur på store mengder billedata. Disse store mengder data basert på faktiske observasjoner danner et tilstrekkelig treningsgrunnlag.

Rapporten ser på strategisk planlegging fra offentlig sektors perspektiv. Vi påpeker likevel at fremsyn og langsiktig predikering av transport også kan være relevant for bedrifter som transportører, bedrifter med et stort transportbehov eller bedrifter med egne bærekraftstrategier.

Rapporten kartlegger hvordan KI kan føre til bedre modeller, verktøy og data som beslutningsgrunnlag for strategisk planlegging. Dette er illustrert med den røde pilen i figur 1.2. Figuren illustrerer at KI også har andre effekter på transport. De mest direkte effektene kommer gjennom automatisering (inkl. nye transportformer som robotaxier) og effektiviseringer innenfor operasjonell planlegging, flåtestyring, trafikkstyring, med mer, samt som en av de sentrale muliggjørende teknologiene (ved siden av stordata) for intelligente transportsystemer (ITS).

KI og tilknyttede teknologier forventes også å påvirke samfunn (inkl. fritidsaktiviteter) og næringslivet (inkl. arbeidsmarkedet) og vil dermed også ha indirekte effekter på transport i form av endrete transport- og mobilitetsbehov (se Flügel og Wangsness 2025, og Flügel 2025). Påvirkning av KI på transport via nye transportformer og endringer i samfunn og næringsliv ligger noe lengre ut i fremtiden, men faller klart innenfor tidshorizonten av strategisk transportplanlegging. Å kunne forutse disse effektene når man lager referansebaner eller scenarier for strategisk planlegging er diskutert i et eget avsnitt om bruk av KI for fremsyn. Fremsyn og scenariometodikk er også viktig som elementer i en backcastingprosess og dermed en viktig brikke mot forbedret strategisk transportplanlegging (Kristensen mfl. 2024, Norconsult 2024).



Figur 1.2: Illustrering av KIs direkte og indirekte effekter på transportsektor.

### 1.3 Metode

Vurderingene i rapporten er basert på en litteraturgjennomgang og informasjonsinnhenting fra internett og eksterne og interne dokumenter. Tidsrammene i prosjektet muliggjorde ikke å gjennomføre syste-

matiske fagekspertintervjuer. Deler av innholdet i denne rapporten ble presentert på tre seminarer i løpet av oktober 2024.<sup>1</sup> Rapporten inkluderer noen tilbakemeldinger vi fikk på innleggene.

KI-assistentsystemer (ChatGPT 4o, o1, DeepSeek V3 og Perplexity) har blitt brukt for nettsøk og litteratursøk og systematisering (se også avsnitt 3.1), samt for idemyldring. Med mindre eksplisitt henvist har KI-assistentsystemer ikke blitt brukt til tekstgenerering i rapporten. KI-assistentsystemene har derimot blitt brukt til språkvask og oversettelse av sammendraget.

## 1.4 Rapportstruktur

Kapittel 2 er en innledning om maskinlæring, samt datakilder og transportmodeller relevant for strategisk planlegging. Kapittel 3 dokumenterer litteraturgjennomgangen og oppsummerer og diskuterer noen sentrale kilder. Kapittel 4 oppsummerer kartleggingen (som er delvis basert på litteraturgjennomgangen) for bruk av KI for ulike områder. Kapittel 5 inneholder en diskusjon og anbefaling om videre bruk og forskning.

## 1.5 Begrepsforklaring

Tabell 1.1 angir norsk og engelsk begrep, samt forkortelse og arbeidsdefinisjon av noen sentrale konsepter og modeller i denne rapporten.

---

<sup>1</sup> Innlegg på seminar for Jernbanedirektoratet (23.10.2024). Innlegg på seminar «Gunstig intelligens: Kan KI revolusjonere transportplanleggingen?» organisert av Polyteknisk Forening i Oslo (29.10). Innlegg på seminar ved Statens Vegvesen i forbindelse med PRELONG prosjektet (30.10).

Tabell 1.1: Begrepsforklaring.

Begrep	Engelsk begrep	Forkortelse	Arbeidsdefinisjon
Kunstig intelligens	Artificial intelligens	KI	Et samlebegrep for ulike modeller og systemer for å automatisere kognitive oppgaver
Maskinlæring	Machine learning	ML	En gren av KI som bruker algoritmer trent på data
Dyp læring	Deep learning		En type maskinlæring basert på nevrale nettverk. Typisk trent på store mengder data
(Kunstige) Nevrale nettverk	(Artificial) Neural networks	NN	En matematisk modell med in ett inputlag, ett outputlag og minst ett skjult lag imellom der hvert lag består av nevroner, som er koblet til hverandre gjennom vektete forbindelser og ikke-lineære eller stykkevis-lineære aktiveringsfunksjoner
Transformer	Transformer		En populær neural nettverksarkitektur som er designet for å behandle sekvensielle data. Transformatorer bruker mekanismer som "attention" for å modellere sammenhenger mellom dataelementer uavhengig av deres posisjon i sekvensen
Graf nevrale nettverk	Graph neural network	GNN	En type nevral nettverk som er designet for å håndtere data representert som grafer (f.eks. transportnettverk)
Konvulsjonelle nevrale nettverk	Convolutional Neural networks	CNN	En type nevral nettverk som er spesielt godt egnet for å analysere visuelle data som bilde
Rekurrente nevrale nettverk	Recurring neural networks	RNN	En type nevral nettverk som er designet for å håndtere sekvensielle data; bruker tilbakekoblinger for å opprettholde en "hukommelse" om tidligere inputs i en sekvens, slik at de kan modellere tidsavhengige mønstre.
Generativ KI	Generative AI	genAI	KI modeller eller systemer som kan lage innhold i form av tekst, bild, lyd og/eller video
Generativt adversarialt nevral nettverk	Generative Adversarial Network	GAN	En type nevral nettverk der to nettverk (en generator og en diskriminator) konkurrerer for å generere realistiske data, som bilder eller tekst, basert på treningsdata.
Språkmodeller	Large Language models	LLM	Et modellsystem som genererer tekst med tekst som inndata. Typisk basert på nevrale nettverk (Transformer)
Store multimediale modeller	Large multimodal models	LMM	Et modellsystem som genererer tekst, bilde. Typisk basert på nevrale nettverk (Transformer)
Chatbots	Chatbots		Språkmodeller som anvendes i et spørsmål(prompt)-og-svar-opplegg
KI assistent systemer	AI assistent system		Språkmodeller som kan bruke eksterne verktøy
KI-agenter	AI agents		Språkmodeller som kan lage planer og gjennomføre mer komplekse, autonome oppgaver
Kunstig generell intelligens	Artificial general intelligence	AGI	(Fremtidige) avanserte KI systemer som kan løse et bredt spekter av kognitive oppgaver (også det å lære nye ferdigheter) på høyde med mennesker
Veiledet læring	Supervised learning		Maskinlæringsmetode hvor modellen trenes på data der den avhengige variabelen er gitt gjennom tilhørende etiketter.
Etiketter	Data labels		Målvordier i form av kontinuerlige tall eller kategoriske klasser
Selv-veiledet læring	Self-supervised learning		En spesialisering av veiledet læring hvor systemet genererer sine egne etiketter for å utnytte store datasett uten manuell annotering.
Ikke-veiledet læring	Unsupervised learning		Maskinlæringsmetode der modellen finner mønstre eller strukturer i data uten forhåndsdefinerte etiketter, for eksempel gjennom klyngeanalyse eller dimensjonsreduksjon.
Forsterket læring (med selvspill)	Reinforcement learning (with selfplay)	RF	En læringsmetode hvor en agent forbedrer ytelsen ved å lære gjennom selvstyrt utforskning og interaksjon i simuleringer eller den virkelige verden, og optimaliserer adferden basert på belønning.
Forsterket læring med menneskelig tilbakemelding	Reinforcement learning with human feedback		Læringsmetode der en agent forbedrer oppførselen sin basert på menneskelige vurderinger av resultater.
Augmenterte data	Augmented data		Data som er utvidet eller forbedret for å øke variasjonen i treningsdata.

## Kunstig intelligens for strategisk transportplanlegging - muligheter og begrensninger

Begrep	Engelsk begrep	Forkortelse	Arbeidsdefinisjon
Synestetiske data	Synthetic data		Data generert kunstig ved hjelp dataprogrammer, ofte for å supplere begrenset eller sensitiv virkelig data.
Simulerte data	Simulated data		Data generert ved bruk av modeller som etterligner virkelige prosesser eller systemer.
ChatGPT	ChatGPT		OpenAI sitt brukergrensesnitt og chatbot-funksjon for modellene GPT-4o, o1 og o1-mini. Finnes som webapp, mobilapp og desktopapp.
GPT4o	GPT4o		En multimodal språkmodell, den siste versjon av GPT-modellserien til OpenAI
OpenAI o1 (o3)	OpenAI o1 (o3)	o1	OpenAI sine resonneringsmodeller som kan utføre en intern tankerekke før den svare på spørsmål
Regionale transportmodeller	Regional transport models	RTM	Offisielle strategiske transportmodeller i Norge for korte reiser
Agent-baserte simuleringsmodeller	Agent-based simulation models		Simuleringsmodeller som bruker autonome agenter for å modellere interaksjoner og dynamikk i komplekse systemer.
Grafikkprosesseringsenhet	Graphics Processing Unit	GPU	Maskinvare optimalisert for parallell prosessering, ofte brukt i KI- og simuleringsoppgaver for raskere beregninger.
Tensorprosesseringsenhet	Tensor Processing Unit	TPU	Maskinvare utviklet av Google for KI-oppgaver, spesielt designet for rask beregning i maskinlæring.

## 2 Innledende diskusjon

### 2.1 Dype nevrale nettverk

Dype nevrale nettverk er matematiske modeller som består av ett inngangslag, ett utgangslag og minst ett (ofte flere) skjulte lag imellom. Hvert lag består av kunstige nevroner, som er koblet til hverandre gjennom vektete forbindelser med ikke-lineære eller stykkvise lineære aktiveringsfunksjoner. De kunstige nevronene beregner og sender videre aktiverte tallverdier til neste lag gjennom disse funksjonene. I klassifikasjonsoppgaver blir tallverdiene i utgangslaget ofte transformert til sannsynligheter, spesielt når utgangen representerer kategoriske variabler.

I sammenligning med regresjons- eller logitmodeller, som også transformerer inndata til outputdata, har dype nevrale nettverk typisk mange flere parametere. Dette gjør dem i stand til å modellere mer komplekse og ikke-lineære sammenhenger i data. Derfor er **nevrale nettverk spesielt anvendelige for ustrukturerte data som tekst, bilder og lyd**. Samtidig krever de mye mer data enn tradisjonelle modeller for å kunne trenes effektivt, da antallet parametere er høyt og risikoen for overtilpasning øker med små datasett. For å trene dype nevrale nettverk på store datamengder er det også en fordel å bruke spesialisert maskinvare som GPU-er (grafikkprosessorer) eller TPU-er (Tensor Processing Units), som er optimalisert for parallelle beregninger.

I motsetning til mange regresjonsmodeller er **parameterverdiene i dype nevrale nettverk svært vanskelige, og ofte umulige, å tolke for mennesker**. Dette skyldes at parameterne inngår i komplekse, ikke-lineære kombinasjoner som ikke tilbyr enkle tolkninger av sammenhengene mellom inndata og resultat. Videre er hypotesetesting av parameterverdier i dype nevrale nettverk sjelden praktisk mulig, da modellen ikke antar en forhåndsdefinert statistisk fordeling for parameterne, slik som regresjonsmodeller ofte gjør. Dette skiller seg fra klassisk statistikk, der «inferens» refererer til både estimering av parametere og trekning av slutninger fra data. I dyp læring brukes derimot «inferens» primært om prediksjon med modellen på nye data.

Prinsippene av nevrale nettverk og måten å trene disse (i teorien) ble utviklet på 1940-tallet (McCulloch og Pitts 1943), men det tok lang tid før man klarte å demonstrere anvendbarhet i praksis. En av de første og største gjennombrudd innenfor dyp læring kom i 2012 der et konvolusjonelt nevralt nettverk (CNN) basert på en dyp arkitektur (med 8 skjulte lag) vant en bildegjenkjenningskonkurranse (Krizhevsky mfl. 2012). Et annet gjennombrudd er **Transformer-arkitekturen** (Vasmani mfl. 2017) som viste seg veldig nyttig for tekstdata og var utgangspunktet for (Chat)GPT-modellene (der «T» i «GPT» står for Transformer). En annen retning av stor suksess er **forsterket trening** (se også neste avsnitt), som ble demonstrert å være utgangspunktet til å mestre kompliserte spill som GO (Silver mfl. 2017) og også har blitt anvendt i forbindelse med språkmodeller (se avsnitt 2.5).

### 2.2 Type læring og treningsdata

Maskinlæring deles gjerne inn i 1) Veiledet læring («supervised learning»), 2) Ikke-veiledet læring («unsupervised learning») og 3) Forsterket læring («reinforcement learning»). I veiledet læring har de predikerte variablene gitte etiketter, altså tolkbare målverdier i form kontinuerlige tall eller kategoriske klasser. Etablering av etikettene kan også komme fra automatiserte prosesser; i så fall refererer man ofte til selv-veiledet læring («self-supervised learning»). I ikke-veiledet læring finnes det ingen forhåndsbestemte målverdier. I stedet forsøker modellen å identifisere underliggende strukturer i data, for eksempel ved å oppdage klynger, sammenhenger eller anomalier basert på korrelasjonsmønstre.

Forsterket læring er en prosess der KI-systemer lager planer, utfører handlinger og lærer fra erfaring gitt et belønningssystem. Prosessen kan skje i digitale eller virkelige miljøer. Et eksempel på et digitalt miljø

er sjakkprogrammet AlphaZero (Silver mfl. 2017), som brukte forsterket læring ved å spille mot seg selv (simulerte data) hvor treningssignalet var om partiet ble vunnet. Et eksempel på et virkelig miljø er roboter som kan utforske den virkelige (fysiske) verden og forbedre planlegging og utførelse av handlinger for å mestre en oppgave via et belønningssystem (Kober mfl. 2013). Før roboter settes ut i den virkelige verden, vil man gjerne utteste og til en viss grad opptrene systemene i simuleringer i kontrollerte verdener som digitale tvillinger.

Empiriske data fra den virkelige verden («reelle data») er ofte utgangspunktet for (selv)veiledet og ikke-veiledet trening. I mange tilfeller kan det lønne seg å **øke antall datapunkter og variasjonen i treningsdata via augmenterte eller syntetiske data** (Shorten og Khoshgoftaar 2019). Augmenterte data er typisk data som tar utgangspunkt i reelle data, men som tilfører systematisk eller usystematisk variasjon (støy). Syntetiske data kan være data som er generert av andre modeller og dataprogrammer (inkludert generativ KI) uten en direkte kobling til reelle datapunkter. Simulerte data kan utvide datagrunnlaget ytterligere og gi data for situasjoner som ennå ikke er observert i virkeligheten (se seinere diskusjon). Simulerte data kan komme fra eksterne modeller eller simuleres som del av prosesser i forsterket læring. Sistnevnte gjelder både rene digitale agenter (f.eks. AlphaGo Zero - programmet som nevnt tidligere) og for forhåndstrengte systemer som senere skal tas i bruk i den virkelige verden, som for eksempel roboter («fysiske agenter»).

Tabell 2.1 oppsummerer diskusjonen i dette avsnittet. Vi har også inkludert «menneskelige tilbakemeldinger» (Christiano mfl. 2017) som en fjerde datatype som har en viss relevans, spesielt i opptrening av språkmodeller. Forsterket læring fra menneskelig tilbakemelding (RLHF) skiller her fra forsterket læring ved selvspill (hvor Klen utforsker og lærer de beste strategier selv); belønningen er definert av mennesker og fungerer som en slags etikett som settes på datapunkter.

Et viktig element i videre diskusjon i denne rapporten er at augmenterte, syntetiske og simulerte data tilfører variasjon i treningsdata noe som kan være sentralt i situasjoner der tilgang til og variasjon i reelle data er begrenset. Vi kommer tilbake til bruk av syntetiske data og simulerte data for transportplanlegging i kapittel 4.

Tabell 2.1: Type læring og rolle/motivasjon for ulike datatyper. Tabellen laget i samarbeid med KI modell OpenAI o1-preview.

	Reelle data	Genererte data (augmenterte/ syntetiske)	Simulerte data	Menneskelige tilbakemeldinger
Veiledet læring	Treningsdata med tilhørende etiketter for å lære mønstre	Tilføre variasjon i data for økt robusthet	Utvider datasettet når reelle data er begrenset	Styring av språkmodeller for å gi nyttige og etisk forsvarlige svar (som del av RLHF)
Selveiledet læring	Brukes til å generere egne etiketter for å utnytte umerkede data	Tilføre variasjon for bedre generalisering		
Ikke-veiledet læring	Brukes som inngangsdata uten etiketter for å oppdage skjulte mønstre	Tilføre variasjon for å forbedre klyngeanalyser mm		
Forsterket læring («selvspill» av digitale agenter)			Gir en trygg og kontrollert læringsarena for agenten	Design av belønningsfunksjon
Forsterket læring («selvspill» av fysiske agenter)	Gir realistisk erfaring for agenten gjennom interaksjon med virkeligheten		Pre-trening i simulering før roboter slippes ut i den virkelige verden (sparar tid og kostnader)	Overvåking og justering basert på menneskelig evaluering



En annet tilnærming til læring er «in-context-læring» som er mest relevant for språkmodeller, men kan også brukes på andre grunnleggende modeller («foundational models») som modellen presentert av Hollmann mfl. (2024) som er trent på store mengder syntetiske data. Se mer i avsnitt 4.1.1.

## 2.3 Fremsyn og langsiktige prognoser

*Dette avsnittet er delvis basert på TØI-arbeidsdokument 52102-2024.<sup>2</sup>*

Fremsyn forstås her som en strategisk og systematisk prosess som brukes til å utforske og forstå mulige framtidige utviklinger, scenarier og trender, og kan i vår kontekst også inkludere resultatene fra transportmodeller. Siden det er umulig å forutse fremtiden med sikkerhet, særlig med tanke på lange tids-horisonter i strategisk planlegging, er fremsyn alltid preget av usikkerhet.

Metoder for innhenting av ny kunnskap kan generelt inndeles i deduksjon, induksjon og abduksjon. Vi kan med en gang slå fast at alle tre tilnærminger har store (epistemologiske) utfordringer når det gjelder fremsyn eller langsiktig prognose. Dette er beskrevet i tabell 2.2.

*Tabell 2.2: Overordnede metoder og deres utfordringer for fremsyn og langsiktige prognoser.*

Metode	1. Definisjon	2. Generell fordel	3. Generell ulempe	4. Hovedutfordring for fremsyn/langsiktig prognose
Deduksjon	Trekke spesifikke konklusjoner fra generelle prinsipper eller teorier	Gir klare og logiske konklusjoner hvis premissene er sanne	Avhengig av at premissene er korrekte og fullstendige; begrenset til det som kan utledes fra eksisterende teorier	Kan mangle fleksibilitet til å håndtere nye eller uforutsigbare faktorer i fremtiden
Induksjon	Utlede generelle prinsipper fra spesifikke observasjoner	Kan identifisere mønstre og trender basert på empiriske data	Konklusjoner er usikre og kan endres med ny informasjon; kan være misvisende hvis dataene ikke er representative	Avhengig av at historiske data er representative for fremtiden
Abduksjon	Utvikle den beste forklaringen eller hypotesen basert på begrenset informasjon eller observasjoner	Kan generere nye ideer og hypoteser som ikke er åpenbare fra eksisterende data	Forklaringer kan være spekulative og vanskelig å verifisere; kan introdusere bias	Vanskelig å verifisere eller teste hypoteser; høy usikkerhet og risiko for spekulasjoner uten solid grunnlag

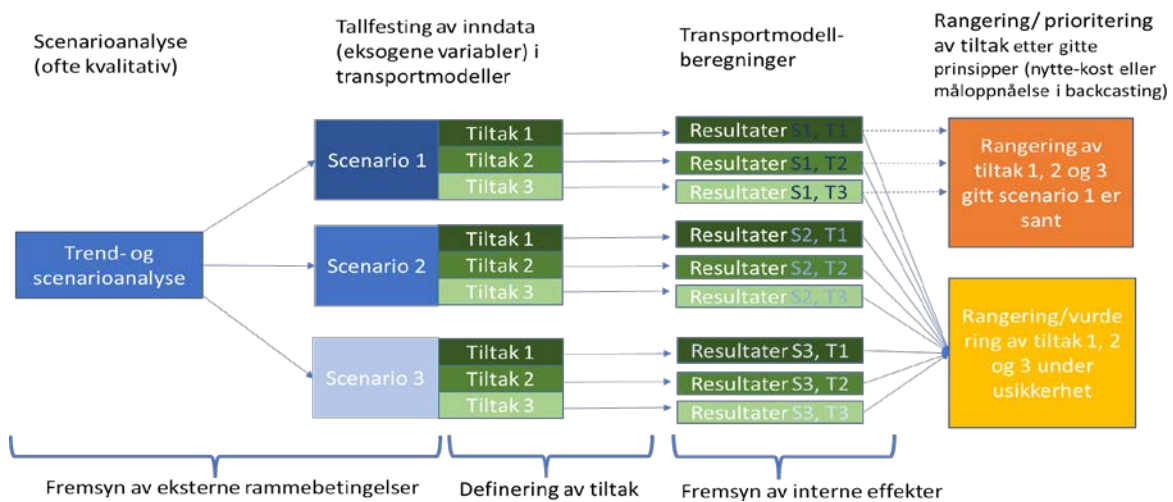
I praksis er det ofte en blanding av deduktive, induktive og abduktive tilnærminger som brukes for frem-syn. Når vi diskuterer fremsyn for strategisk transportplanlegging i Norge, er det trolig nyttig å skille mellom to typer av analyser:

- 1) **Trend- og scenarionalyser** til å beskrive mulige fremtider og mulige effekter på transportbehov. Typisk basert på ekspertvurderinger basert på kunnskap og intuisjon og beskriver hypoteser eller muligheter for fremtidig utvikling (abduktiv tilnærming). Trendanalyse bør understøttes av empiriske data (induktiv tilnærming), men tar ofte en mer kvalitativ og narrativ karakter.
- 2) **Transportmodellberegninger** for å predikere fremtidig transportbehov, klimagassutslipp og effekter av nye tiltak/infrastruktur. Modellene er basert på prinsipper fra økonomisk teori (deduktiv tilnærming) og empiriske data (induktiv tilnærming).

<sup>2</sup> *Arbeidsdokumentet oppsummerte funn av markedsundersøkelsen (RFI) på initiativ av Statens vegvesen. Formålet med RFI er å gi transportvirksomhetene en bedre innsikt og forståelse av hvordan fremsynsmetodikk kan brukes i strategisk transportplanlegging, samt hva markedet kan tilby av erfaring og kunnskap om aktuelle metoder. Følgende personer har bidratt til dokumentet: Anne Madslie, Askill H. Halse, Inger Beate Hovi, Wiljar Hansen, Kjell W. Johansen, Paal B. Wangsness og Niels B. Kristensen. I tillegg ble GPT-4o brukt til idemyldring og skrive-assistanse.*

En utfordring er at disse to typer av analyser i praksis sjelden kombineres til en helhetlig analyse. Transportmodeller brukes ofte kun til framskriving av transport ut fra forventninger til utviklingen i kvantitative variabler og vedtatt politikk («referansebanen») og tiltaksanalyser relativ til denne referansebanen. Endringer i rammebetingelser tas ofte kun med gjennom såkalte følsomhetsanalyser og kobles sjelden til helhetlige scenarier. Det ligger derfor et **potensiale i å kombinere disse analysetypene ved å oversette kvalitative scenarier til inputvariabler i transportmodeller**. Denne tallfesting er ikke lett og kan kreve eksterne modeller (som makromodellen NOREG 2).

Figur 2.1 illustrerer sammenhengene mellom de skisserte forholdene. Referansesituasjonen kan her tenkes å være scenario 1 (basert på «best-anslag» framskrivninger av eksterne variabler) og tiltak 1 («videreføring av dagens praksis/nullalternativet» der kun vedtatt politikk inngår).



Figur 2.1: Forenklet illustrering (med 3 scenarier og 3 tiltak) av fremsyn og prioritering av tiltak.

Når vi snakker om KI, kan følgende spørsmål stilles:

Kan Generativ KI og andre typer maskinlæring ...

- hjelpe med trend- og teknologiovervåking (som innspill i scenarioanalyse)?
- generere plausible framtidsscenarioer?
- tallfeste eksterne variabler i et gitt fremtidsår?
- generere og definere tiltak?
- oversette tiltak til tallverdier i transportmodellen?
- predikere interne effekter av tiltak (som en del av, eller separat fra, transportmodeller)?
- anslå sannsynligheten for gitte scenarier (som grunnlag for «prioritering under usikkerhet»)?

En vurdering av disse spørsmålene drøftes i avsnitt 4.2 og 4.3. For en videre diskusjon rundt transportmodeller, se videre i neste avsnitt.

## 2.4 Generativ KI

Som illustrert i Figur 1.1 i forrige det innledende kapittel, kan dyp læring forenklet inndeles i generativ KI og klassifiserende/prediktiv KI. Det er ikke et veldig klart skille mellom disse typene KI, i og med at de underliggende modeller i begge tilfeller er nevralt nettverk som predikerer en output gitt en input, og er en stor matematisk funksjon som er trent på (stor)data. En hovedforskjell ligger i at generativ KI – i sin mest populære anvendelse – er rettet mot generell intelligens (f.eks. en chatbot som kan svare på hvilket som helst spørsmål), mens klassifiserende og prediktiv KI har ofte har en smalere anvendelse. Som oppsummert i Tabell 2.3 ligger det også en forskjell i hvem som etablerer og anvender modeller.

Tabell 2.3: Noen forskjeller mellom generativ KI og andre typer dyp læring.

Type dyp læring	Generativ KI	Klassifiserende/prediktiv KI
Arbeidsdefinisjon	Modeller og systemer som kan skape innhold i form av tekst, kode, lyd, bilder og/eller video	Modeller som kan brukes til å klassifisere og predikere kategoriske og numeriske variabler
Underliggende dype nevralt nettverk (utvalg)	Diffusjonsmodeller, Transformer, GANs	Transformer, GNN, CNN, RNN
Treningsdata	Store deler av internett, tilbakemelding fra mennesker, syntetiske data	Varies, kan være veldig spesifikke og lokale data
Hvem trener basismodeller	Store teknologibedrifter (i stor grad i USA og Kina)	Varies - kan være den enkelte forskeren
Open-kilde modeller	Oftest kun «åpne vektorer» (Llama, Mistral, DeepSeek, mm) dvs. modellen kan lastes ned, men datasettet og koden brukt for trening ofte ikke inkludert	Tilgjengelig, ofte også med treningsdatasettet; ofte ikke tilpasset lokale forhold
Justering av underliggende parametre til lokale forhold	Justering (fine-tuning) mulig, men mer krevende og ofte gjennom tjenester av tilbyder av modeller	Re-trening og fine-tuning mulig og mer vanlig
Mulighet å styre modellen	Gjennom instruksjoner fra brukerne (prompting, systemmeldinger)	Gjennom utvalg av algoritmer og input variabler
Mulige skeivheter	Skeivheter i internett, skeivheter i preferanser/verdier av mennesker i RLHF; ledende spørsmål av brukerne	Skeivheter i treningsdatasettet; valg av modellspesifisering (av forskerne)
Reproduserbare prediksjoner	Vanskelig av de vanlige brukerne (teknisk mulig gjennom funksjonalitet i API-er eller ved bruk av åpen-kilde modeller)	Mer kontroll hvis tilgang til modellen
Typer produkter for sluttbruker (utvalg)	Chatbots, bildegenereringsmodeller, transkriberingsverktøy og KI-assistenter/ agenter	Spesifikke modeller. Som produkter ofte en del av systemer/programvare (f.eks. anbefalinger i sosiale medier)
Krav til ekspertise av sluttbrukerne	Lavt; ofte intuitivt brukergrensesnitt; kan kreve litt erfaring for mest effektivt anvendelse /prompting	Typiske brukere er fageksperter / data scientists som kan prosessere og tolke inndata og utdata av modeller. I produkter/ programvare ofte passiv bruk av sluttbruker (anbefalinger i sosiale medier osv.)

Den valgte inndelingen i generativ KI og «ikke-generativ» KI viser seg videre nyttig i forbindelse med kartlegging i denne rapporten. Tabell 2.4 gir en innledende vurdering på overordnede temaområder innenfor strategisk planlegging.

Tabell 2.4: Innledende vurdering av typer KI for anvendelse i strategisk transportplanlegging.

Rolle av KI innenfor utvalgte anvendelsesområder	Generativ KI rettet mot generell intelligens og («global») kunnskap	Klassifiserende/prediktiv KI for spesifikke («lokale») analyser og datasett
Etablering av empirisk datagrunnlag for kalibrering av strategiske transportmodeller og lokale behovsanalyser	Begrenset	Muliggjør nye typer datainnsamling og bedre måter å prosessere og generere datasett (se avsnitt 4.1)
Fremsyn av trender og eksterne variabler	KI systemer/agenter som «superforecaster» pga. mulighet systematisere store mengder data (f.eks. fra sosiale medier)	Begrenset; evt. Bedre predikeringsevne av («lokale») tidsseriedata enn transportmodeller
Langsiktig predikering av interne effekter i samspill med transportmodeller	Begrenset	Uklart (se avsnitt 4.3 for noen muligheter)
Planleggingsprosesser og daglig arbeid av transportplanlegger	Skrivebordassistanse og støtte i ulike faser av prosessene; KI-agenter som kommende prosjektmedarbeider	Begrenset

En innledende diskusjon om hvordan generativ KI kan brukes som skrivebordassistanse og – på sikt – som (digital) prosjektmedarbeider er gitt i neste avsnitt. Innholdet i tabell 2.4 er så videre beskrevet i kapittel 4 og oppsummert og satt i større perspektiv i kapittel 5.

## 2.5 Fra Chatbots til KI-agenter

ChatGPT, basert på språkmodellen GPT-3.5, ble lansert november 2022 og var den første offentlig tilgjengelige chatboten som fikk oppmerksomhet fra bred offentlighet. I sammenligning med språkmodellen GPT-3.0 var ChatGPT mye flinkere til å svare på spørsmålene og fungerte dermed godt i en chat-sammenheng der brukerne stiller spørsmål og Chatboten svarer. ChatGPT med GPT-3.5 (fra november 2022) hadde flere svakheter, inkludert: a) kunne bare ta tekst som inndata b) manglet muligheten til å gjøre nettsøk og hadde dermed ikke tilgang til nyheter c) kunne skrive kode, men ikke kompilere koden d) svarte med en gang uten å «resonnere».

Med «uten å resonnerer» mener man her at GPT-3.5 (og etterfølgemodeller GPT4 og GPT4o) kun etterlignet en resonneringsprosess (ved å predikere «ord-for-ord»<sup>3</sup>), men kan ikke selv resonnerer i forstand av Daniel Kahnemans (2011) system 2 tenkning («tenke langsomt»). Overgang fra chatbot til «resonnerende chatbots» kom via OpenAI nye modell [o1-preview](#) som ble lansert i september 2024. I opptrening av modellen skal OpenAI ha brukt forsterket læring der chatboten har lært seg hvilken type resonneringssteg fører til ønskelig output. Dette er inspirert av Alpha-Zero (nevnt i avsnitt 2.2) og fungerer tilsynelatende best for oppgaver der det finnes et objektivt riktig svar som logikk, matematikk og koding. Her har o1-modellen oppnådd menneskelig ekspertnivå på noen vitenskapelige benchmarks.<sup>4</sup>

Chatbots og (resonnerende) KI-systemer kan i dag brukes som skrivebordassistanse (språkvask, oversettelse osv.), forbedret websøk, kode-hjelp og lignende. Siden språkmodellene bak chatbots er tilgjengelig via APIs kan de også integreres i egendefinert systemer og programvarer.

Ifølge administrerende direktør i OpenAI, Sam Altman, har man med o1-modellen oppnådd nivå 2 i OpenAI sitt nivå-system, der Chatbots er nivå 1, resonnerende KI er nivå 2, KI-agenter er nivå 3, KI-innovatør er nivå 4 og KI-organisasjoner er nivå 5.<sup>5</sup> I et intervju fra oktober antydte Altman at KI-agenter som kan utfører mer komplekse oppgaver, kan forventes i løpet av 2025 (se mer informasjon i vedlegget). KI-agenter forventes å kunne gjennomføre et flertall av oppgaver til en (fjern)arbeider, inkludert å delta i (digitale) møter.

Det må avventes hvor pålitelig slike systemer er på kort sikt. KI-agenter med en høy grad av autonomi må være svært pålitelig før at de er attraktive og økonomisk lønnsomt å bruke. Og det er godt mulig at teknologien kan forbli for umoden/upålitelig i flere år til (på samme måte som autonome biler tok lengre tid enn mange fagekspertene trodde for 8 år tilbake). For en diskusjon om overforventinger, se også avsnitt 0 og avsnitt 5.3, samt vedlegget.

En beskrivelse av overgangen fra chatbots til agenetisk KI kan også leses i denne artikkelen fra Teknisk Ukeblad: ([Fra chatbots til agenetisk KI: – Det store temaet i 2025 | Tu.no](#)).

20. desember annonserte OpenAI en ny versjon av resonneringsmodellen (kalt «o3»), som mange anser som et viktig skritt mot generell kunstig intelligens (AGI). I avsnitt 5.3 diskuterer vi hvordan KI med generell intelligens kan påvirke praksisen av strategisk planlegging. 23. januar 2025 lanserte OpenAI en KI-agent i USA kalt Operator. Systemet er i skrivende stund ikke tilgjengelig i Norge/Europa.

---

<sup>3</sup> Teknisk er riktig er å si «token-for-token», der token er et enkelte symbol eller kort sekvens av bokstaver eller symboler.

<sup>4</sup> <https://openai.com/index/learning-to-reason-with-llms/>.

<sup>5</sup> Se f.eks. <https://fixyourfin.medium.com/ai-reaches-human-level-reasoning-should-we-be-worried-d0b67e53d5ad>

## 3 Litteraturgjennomgang

### 3.1 Framgangsmåte og refleksjoner

Proessen med litteraturgjennomgangen for tema «AI for strategic transport planning» var krevende og preget av mye skumming over dårlig skrevet og/eller ikke-relevante artikler. Man får mange treff ved søk i Google og Google Scholar (tabell 3.1), men når man søker etter eksakte formuleringer finner man svært lite. Dette henger trolig sammen med at ordene «Artificial intelligence», «machine learning», «transport», «strategic», «planning», «long-term» er veldig brede begreper, slik at de dukker opp i mange artikler, også artikler som ikke egentlig handler om tematikken vi er interessert i denne rapporten. Det virker som om det konkrete temaet er mindre belyst enn undertegnede antok før prosjektets oppstart.

Tabell 3.1: Antall treff på Google og Google Scholar for ulike søkeord.

Søkeord	Google nettsøk totalt	Google Scholar totalt	Google Scholar etter 2020
Artificial intelligence for strategic transport planning	92 900 000	701 000	17 200
AI for strategic transport planning	587 000 000	366 000	39 100
generative AI and long-term transport planning	15 500 000	27 000	17 500
Machine learning for strategic transport planning	180 000 000	684 000	16 900
AI for long-term transport predictions	405 000 000	574 000	19 700
AI for predicting travel demand	150 000 000	202 000	17 100

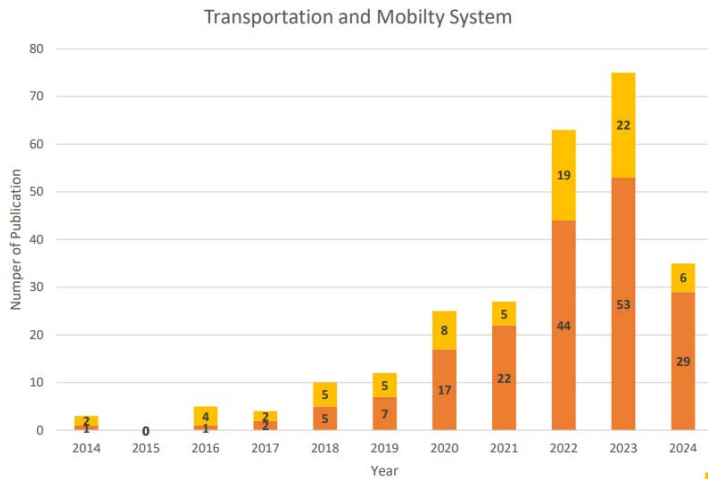
Konkret gir søkebegrepet "AI for strategic transport planning" 7 treff på Google (20.11.2024), hvor de fleste av treffene er relatert til en kronikk skrevet av vel-kjente transportforskerne David Hensher.<sup>6</sup> Kronikken på rundt 1100 ord diskuterer begrensninger i hvordan (generativ) KI kan forutsi fremtidige scenarier og avdekke mønstre i beslutningstaking av reisende.

Det har vist seg vanskelig å avgrense begrepet KI for litteraturgjennomgangen der vi er mest interessert i maskinlæring basert på nevralt nettverk. En effektiv måte for å sile ut «klassisk maskinlæring» er å se bort fra all litteratur før 2014. Men også i kilder seinere brukes KI veldig generelt og kan inkludere regelbasert KI eller mer klassiske statistiske metoder.

Også i litteraturen kommer det fram en viss overforventing («hype») rundt KI og man kan få bekreftet inntrykket om at det er en viss «inflasjon» av forskning. En spesiell utfordring med generativ KI er at resultatene fort kan bli utdatert, f.eks. hvis forskerne bruker en gammel versjon av ChatGPT som grunnlag for å si noe om kapabiliteten til språkmodeller.

Begrepet «generativ» KI er enda nyere og er mest brukt etter 2016 (da GANs kom på scenen) og 2022 (etter at ChatGPT kom på scenen). Dette går frem fra litteraturgjennomgangen gjennomført av Xu mfl. 2024 (figur 3.1).

<sup>6</sup> <https://www.sydney.edu.au/business/news-and-events/news/2024/02/05/how-value-adding-is-ai-for-strategic-transport-planning.html>



Figur 3.1: Antall publikasjoner (inkl. juni 2024) fra IEEE (gul) og Scopus (oransje) for generativ KI for transport og mobilitet indentifisert av Xu, H. mfl. 2024.

En erfaring er også at begrepet «langsiktig» («long-term») brukes veldig forskjellig. F.eks. forstår Huang mfl. (2022) i sin artikkel «long-term» til å gjelde 30-60 minutter langt i fremtiden. Tidsaspektet er også omhandlet i en litteraturgjennomgang av Rocco di Torrepadula mfl. (2024) om maskinlæringsmodeller for å predikere etterspørsel etter kollektivreiser. Definisjonen de bruker for medium-term er «30 min to several hours» og for long-term «at least future days». <sup>7</sup> Generelt virker det at stort flertall av litteraturen av dyp-læring for predikering av transport og trafikk handler om kortsiktige prognoser og operasjonell planlegging.

Vi legger også merket til at litteraturen er dominert av asiatiske (ofte kinesiske) forfatterne. Dette kommer ikke som en overraskelse siden Kina virker å ligge langt fremme med implementering av moderne maskinlæring innenfor trafikkstyring, ITS og operasjonell planlegging<sup>8</sup>.

I prosessen med litteraturgjennomgang ble det – ved siden av tradisjonell nettsøk - også brukt Chatbots med webtilgang (GPT4o og Perplexity) og andre chatbots (som Deepseek-R1) til å finne relevante kilder. Også KI-modellene hadde vanskeligheter å finne relevante artikler og avgrense temaområde til riktig metoder og strategisk/langsiktig transport planlegging og prediksjoner. Allikevel opplevdes bruk av disse modeller som en hjelp og var grunnen for at noen interesse kilder ble funnet. DeepSeek diktet opp mange referanser som ikke ga direkte treff på Google scholar, men som førte til å finne andre relevante kilder.

Vi har også ledd på mer spesifikke websider, f.eks. publikasjonslisten til DTU i Copenhagen [Intelligent Transportation Systems – Publications – Welcome to DTU Research Database](#).

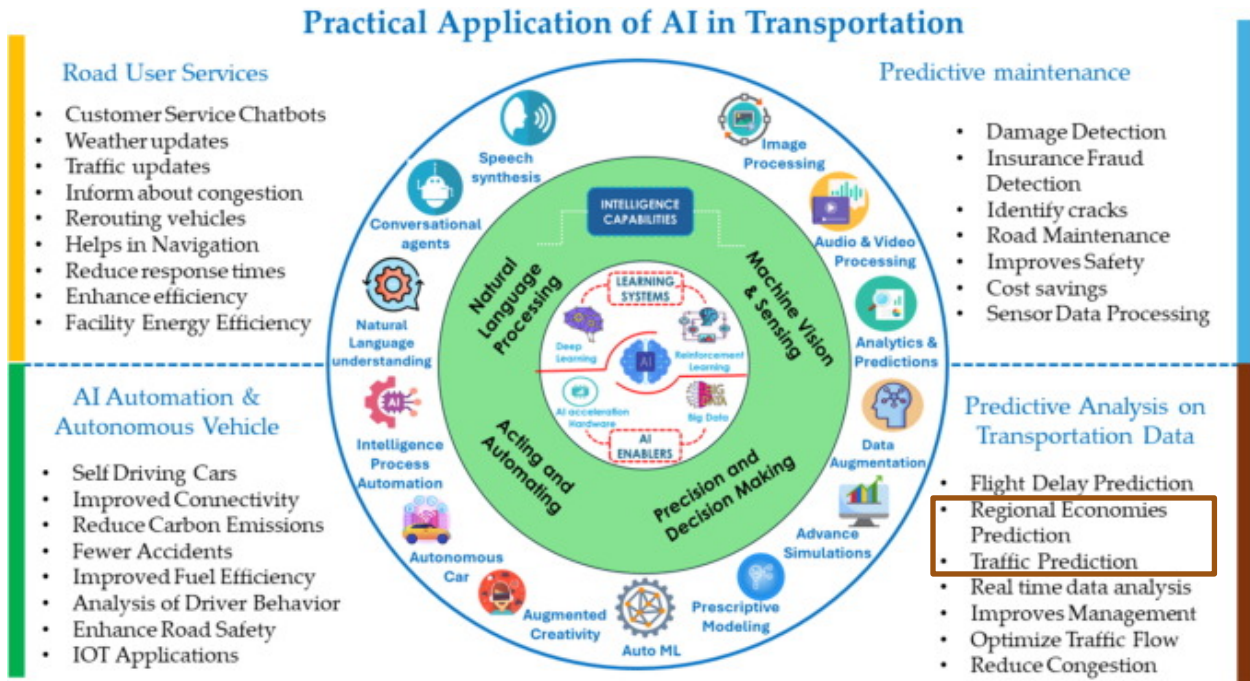
Rammen i prosjektet muliggjorde ikke en dypere eller bredere litteraturgjennomgang. Vi hadde heller ikke anledning å gjennomføre dybdeintervjuer med eksperter som trolig hadde hjulpet til å kartlegge dagens bruk av KI for strategisk planlegging mer dekkende enn det var mulig i denne omgangen.

<sup>7</sup> En annen artikkel er Li mfl (2021) som starter abstraktet slik: « An accurate and reliable traffic flow prediction is of great significance, especially the long-term traffic flow prediction e.g., 24 hours, which can help the traffic decision-makers formulate the future traffic management strategy. However, the long-term traffic flow prediction imposes great challenges for decision-makers due to the nonlinear and chaotic feature of traffic flow.”

<sup>8</sup> Se f.eks.: <https://www.intertraffic.com/news/smart-mobility/smart-mobility-innovations-china>



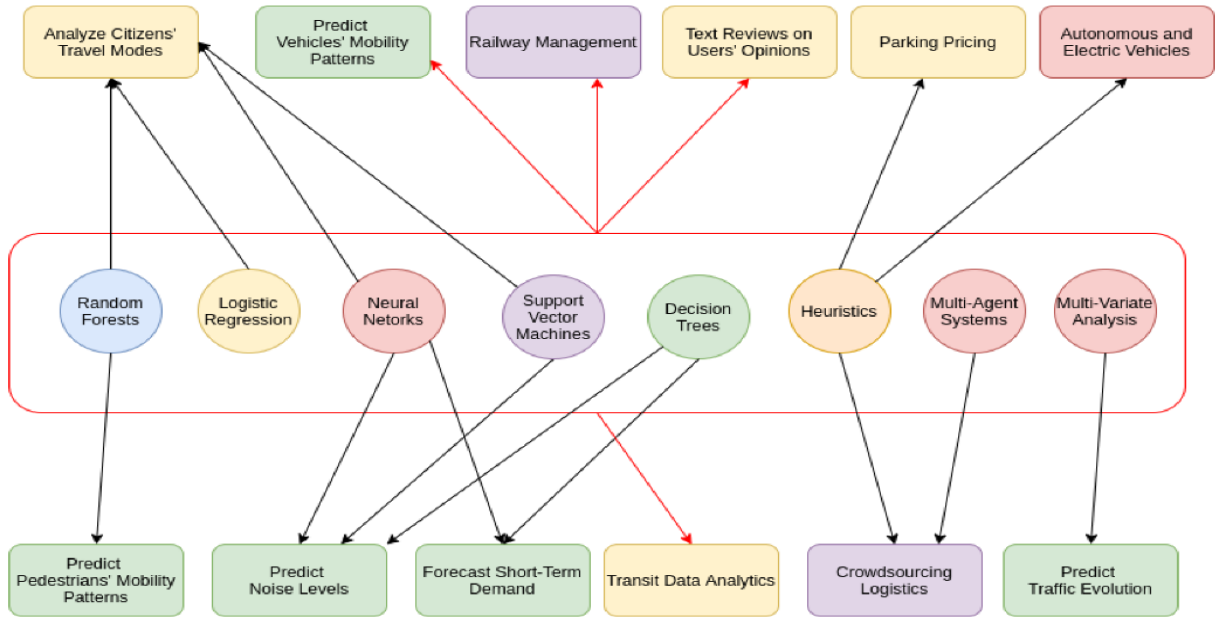




Figur 3.3: Oversiktsfigur om KI i transport fra Wang mfl. 2024. Den røde boksen er tilført av oss som indikasjon av hvilke elementer er direkte relevant for strategisk planlegging.

De la Torre m.fl. (2021) er en oversiktsartikkel med tittelen «Simulation, Optimization, and Machine Learning in Sustainable Transportation Systems: Models and Applications». Dessverre er det lite om bruk av nevral nettverksbasert maskinlæring for strategisk planlegging og det ble bare identifisert artikler basert på nevrale nettverk som predikerer kortsiktig etterspørsel (figur 3.4). Artikkelen nevner ikke generativ KI, noe som illustrerer hvor fort litteraturen på dette tema kan bli utdatert.<sup>9</sup>

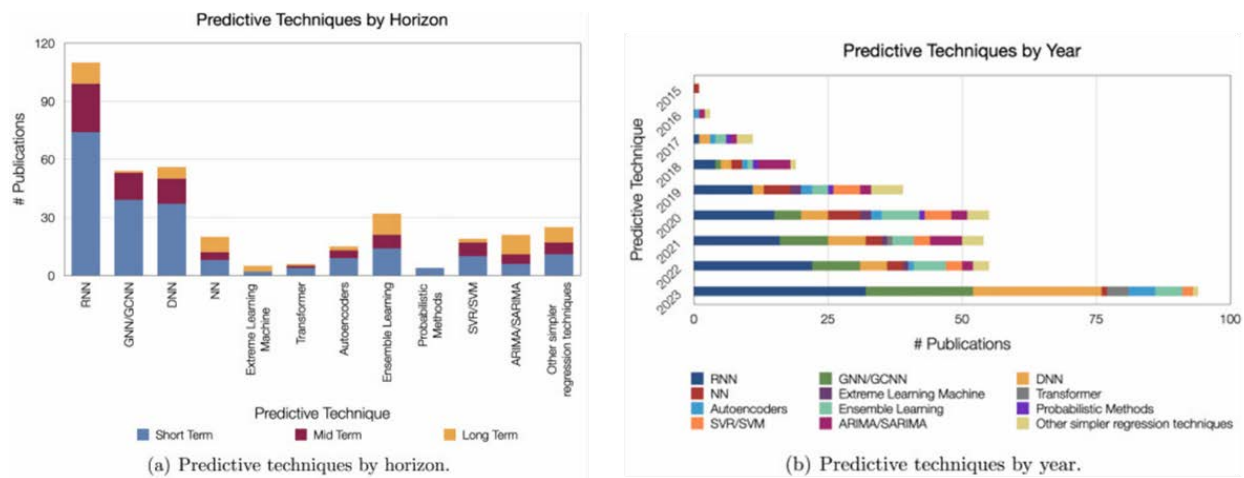
<sup>9</sup> Chaturvedi og de Vries (2021) er en annen oversiktsartikkel fra år 2021 som ikke inkluderer generativ KI.



Figur 3.4: Applikasjoner (i bokser) av maskinlæringsteknikker (i sirkler) innenfor to bærekraftige transportsystemer. Kilde: De la Torre mfl. (2021)

Artikkelen “Deep Learning Algorithms for Traffic Forecasting: A Comprehensive Review and Comparison with Classical Ones” by Afandizadeh og Mirzahosseini (2024) gir en litteraturoversikt og en vurdering av styrker og svakheter ved ulike modeller. Artiklene fokuserer på tidsseriedata basert på faktiske observasjoner, altså egnethet til ulike modeller å gjenkjenne mønstre i historiske data og projisere disse videre i fremtiden. Dette gjør diskusjonen mest relevant for å forutse «business-as-usual». Det diskuteres dessverre ikke hvordan trafikken kan predikeres med dyp-læring i nye scenarier og for kontrafaktiske tiltak.

En annen oversiktsartikkel er «Machine Learning for public transportation demand prediction: A Systematic Literature Review» fra Rocco di Torrepadula mfl. (2024). Litteraturgjennomgangen viser at rekurrente nevrale nettverk (RNN) er mest brukt for predikeringen og at bruk av dype nevrale nettverk har økt betydelige i de siste årene (figur 3.5).

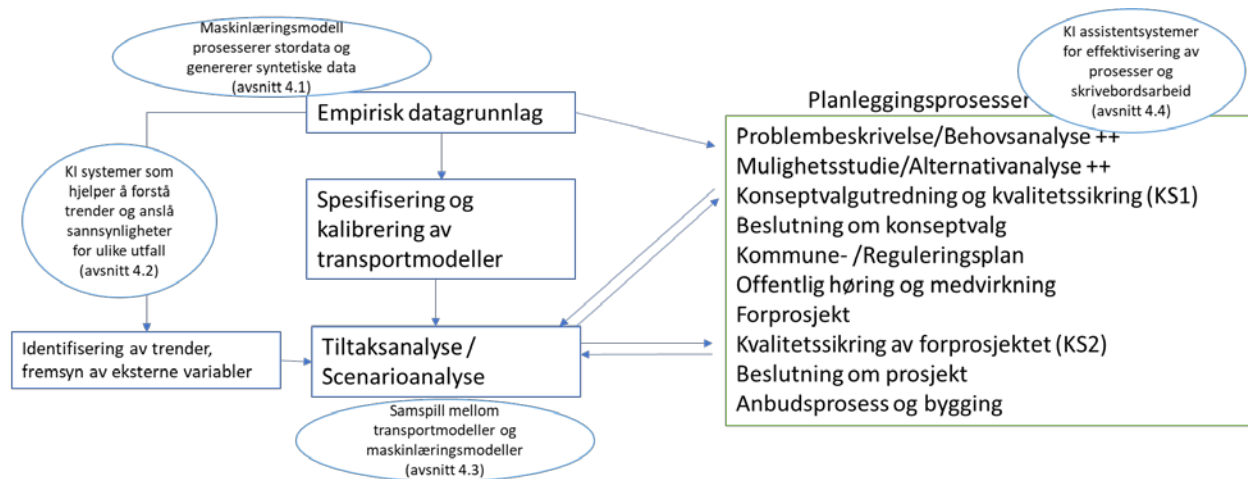


Figur 3.5: Antall publikasjoner for predikering av etterspørsel av kollektivtransport med maskinlæring. Kilde: Rocco di Torrepadula (2024). NB! «long-term» kan inkludere studier hvor man predikerer morgendagens etterspørsel.

Også denne artikkelen fokuserer mest på tidsseriedata basert på historiske og dagsaktuelle data.

## 4 Muligheter og begrensninger i bruk av KI for ulike områder

Vi deler inn vår kartlegging og vurdering av bruk av KI i strategisk transportplanlegging i fire områder som illustrert med sirklene in figur 4.1.



Figur 4.1: Oversikt over temaområder for kartleggingen.

### 4.1 Maskinlæring for bedre empiriske datagrunnlag

Maskinlæring, og spesielt dyp læring, har noen fordeler overfor tradisjonelle statistiske metoder. Dette inkluderer:

- Kan fange opp mer komplekse korrelasjonsmønstre i data, noe som kan gi bedre predikeringsevne spesielt for datapunkter som faller innenfor fordelingsrommet til treningsdata
  - Fordelaktig for dataimputasjon (se mer avsnitt 4.1.1)
- Er anvendbar på mer ustrukturerte data, f.eks. bilder og ulike sensordata
  - Fordelaktig for klassifisering av ulike stordata (se mer avsnitt 4.1.2.)
- Nevrale nettverk gir veldig raske predikeringer og kan lett automatiseres innenfor apper
  - Anvendelse i apper som digitale reisedagbøker (se mer avsnitt 4.1.3)
- Nevrale nettverk kan enkelt predikere flere outputvariabler samtidig og fanger opp ikke bare korrelasjonsmønstre mellom inndata og utdata, men også blant ulike utdata
  - Fordelaktig for anvendelse innen generering av syntetiske data (se mer avsnitt 4.1.4)
- Generativ KI kan skape innhold (f.eks. i digitale bytvillinger) på en måte som ikke er mulig med klassiske statistiske metoder (avsnitt 4.1.5)

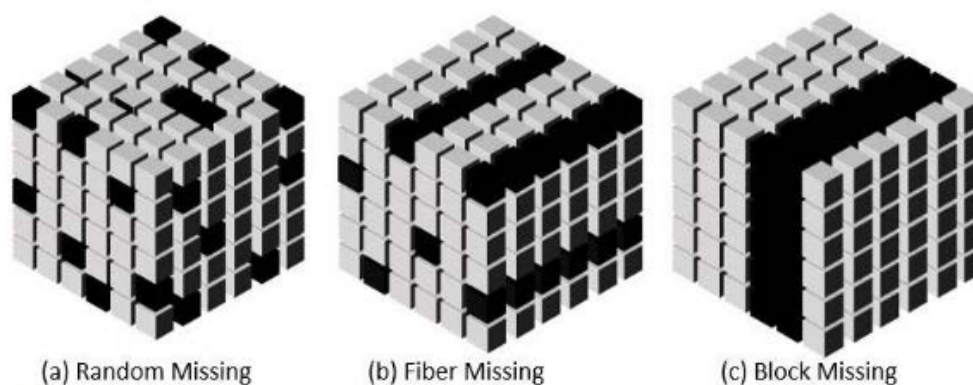
Disse fordelene kan bidra til et bedre empirisk datagrunnlag for ulike analyser innenfor strategisk planlegging. Som illustrert i Figur 4.1 er et godt empirisk datagrunnlag et viktig utgangspunkt for behovsanalyser, spesifisering og kalibrering av transportmodeller og som utgangspunkt for trendanalyser. I tillegg har dette åpenbart fordeler innen mer kortsiktig planlegging, overvåkning og styring (noe som ikke er tema i denne rapporten).



### 4.1.1 Dataimputasjon

Tekniske feil, vedlikehold eller andre forstyrrelser i sensor- og kamerasystemer kan medføre manglende datapunkter i trafikkdata og lignende datasett. Problemstillingen har nok mest betydning for mer kort-siktige prognoser og ITS, men siden ulike trafikkdata inngår i det empiriske datagrunnlaget som er relevant for strategisk planlegging og kan brukes som kalibreringsgrunnlag for transportmodeller omtaler vi kort bruk av maskinlæring til dataimputasjon her.

En litteraturgjennomgang av moderne metoder for dataimputasjon finnes i Chan mfl. (2023). Artikkelen skiller mellom 3 typer manglende data: tilfeldig mangel, temporær mangel på enkelte sensor («fiber missing data») og temporær mangel på flere sensorer samtidig («block missing data»).



**FIGURE 2.** Visualization of different categories of missing data where the dark cubes represent the missing data. (a) Random missing data, (b) Fiber missing data, and (c) Block missing data.

Figur 4.2: Visualisering av ulike typer manglende data (Kilde: Chan mfl. 2023).

Artikkelen beskriver videre flere metoder som brukes til dataimputasjon, de fleste av disse bruker metoder innenfor maskinlæring, derav «tradisjonelle metoder» innen ikke-veiledet maskinlæring som «Tensor Decomposition» og «Principal Component Analysis», og maskinlæring basert på nevrale nettverk. Blant sistnevnte omtales grafnevrale nettverk (GNN) og generative motstridende nettverk (Generative Adversarial Network - GANs). I GAN er det to nettverk, en Generator som fyller inn manglende verdier i datasettet med realistiske verdier basert på mønstre fra resten av dataene og en Diskriminator som evaluerer om det imputerte datasettet (med genererte verdier) ser ut som et ekte datasett. Ikke overraskende påpeker artikkelen at tilnærminger med nevrale nettverk gir ofte pålitelige og realistiske data, men har ulempen at modellen er vanskelig å tolke. Det forutsetter også at man har en viss datamengde å trene modellen fra begynnelsen av.

Ved siden av dataimputasjon kan maskinlæring også brukes til å gjenkjenne mistenkelige/unnormale observasjoner («anomaly detection»). Etter nærmere undersøkelse kan slike observasjoner slettes og – ved behov – erstatte dem med genererte verdier via dataimputasjon.

En ny og innovativ tilnærming til predikinger og dataimputasjon i tabulerte data er «grunnleggende modeller» («foundational models») kombinert med in-kontekst-læring (Holland mfl. 2024). Grunnleggende modeller er generiske modeller som kan brukes på lokale data uten at modellen må trenes på nytt. Modellen TabPFL (Holland mfl. 2024) er trent på mange millioner syntetiske datapunkter og tilbyr raskt predikering hvis datasettet er forholdsvis lite (mindre enn 500 variabler og 10 000 datapunkter). En annen fordel med TabPFL er at den kommer med en innbakt usikkerhetsvurdering siden utdata beregnes som fordelinger (ikke enkeltverdier) og approksimerer Bayesiansk beregning.

### 4.1.2 Klassifisering av stordata og ustrukturerte data

I de siste årene har vi sett en betydelig økning i tilgang til og mengde av datakilder som kvalifiseres til «stordata», dvs. datakilder preget av stort datavolum, og rask og kontinuerlig datagenerering og -prosessering. Noen eksempler basert på Flügel mfl. (2022) er gjengitt i tabell 4.1.

«Smarte» maskinlæringsalgoritmer kan gjøre stordata til «smarte» data ved å klassifisere dataene.

**Klassifisering vil innebære muligheten til å gjenkjenne og telle objektene** (f.eks. telle antall personer som venter ved en plattform utstyrt med kamerasystem). I tillegg vil det i noen tilfelle også segmentere objektene i finere kategorier (f.eks. elbiler versus bensinbiler), noe som kan gi mer detaljerte analyser og et bedre kalibreringsgrunnlag for transportmodeller.

Klassifiseringen kan skje på selve enheten som samler inn data (kameraer, sensorer eller små datamaskiner som Raspberry Pi) eller i etterkant av forskerne/ data scientist som jobber med data. I forhold til personvern (GDPR) og datasikkerhet kan det være en fordel å ha mest mulig beregning på enheten (såkalt «edge-computing»).

Tabell 4.1: Oversikt over stordatakilder (Kilde: Flügel mfl. 2022; noe tilpasset).

Datakilde	Teknologi	(Antatt) eier av data / tilgang for forskerne
Mobildata	“Call Detail Record” via mobilmaster	Kommersielle tilbydere som Telia / kostbar
App panel med GPS-sporing	GPS/A-GPS, GNSS	Forsker / fri tilgang til egne paneler
Trafikktilfelldata	Sensorer (typisk elektrisk induksjon)	Statens vegvesen / fri
Bompasserings-data	ANPR kamera and RFID («bombrikke»)	Statens vegvesen / fri (begrenset tilgang per i dag)
Sporingsdata fra kommersielle tilbydere	Diverse (GPS, navigasjonsverktøy,..)	Kommersielle tilbydere som TomTom eller Fitbit / kostbar
Egeninstallerte kamera og sensorer	Diverse (ANPR, RFID, blåttann og magnetiske sensorer)	Forskere / fri tilgang til egeninstallerte maskinvare og data
Mobility-as-a-Service bestillingsdata	Lagrete data fra apper	MaaS tilbydere som Bolt eller Ruter / uklar per i dag
Passasjertellinger	Diverse (kamerateknologi, mobilsporing og/eller lysbarrierer)	Kollektiv-selskapene / fri (noen restriksjoner)
Kamerabaserte tellinger ved stasjoner	Kamera (underbygd av maskinlæring)	Forskere / fri tilgang til egeninstallerte maskinvare og data

### 4.1.3 Digitale reisedagbøker for bedre reisevanedata

Reisevanedata (RVU) er en sentral datakilde for mange typer analyser, inkludert samferdselsstatistikk. I forbindelse med transportmodeller brukes RVU:

- Som grunnlag for estimering av funksjoner i etterspørselsmodeller
- Som grunnlag for segmentering for befolkningssegmenter
- Til rammetallskalibrering av modellene (se Norconsult 2024)

En stor utfordring med RVU er at svarprosenten har falt betydelig over tid (Grue mfl. 2021). Dette medfører en fare for at de reisedagbøkene som samles inn i RVU ikke lenger er representative for befolkningen. Digitale reisedagbøker, som krever mindre innsats og tid fra respondentene gjennom passiv rapportering gjennom mobilapper, er derfor diskutert som en løsning og uttestet i ulike sammenhenger. Mens steds- og tidsfesting er rutinemessig samlet inn via GPS-sporing er andre variabler som trengs for reisedagbøker ikke direkte tilgjengelig. Dette gjelder spesielt transportmiddelvalg og reisehensikt.

Det er her kunstig intelligens kommer inn enten i regelbasert eller læringsbasert form. Læringsbaserte algoritmer trenger treningsdata, noe som kan dannes via selvrapporing av respondenter. For gjen-

kjenning av transportmiddel («Transportation mode detection», TMD) brukes det ulike sensorer i mobilen (se f.eks. Gharbi mfl. 2024). Det finnes også offentlig tilgjengelige datasett og maskinlæringsmodeller for TMD.<sup>10</sup>

Predikering av reisehensikt er annen viktig nøkkel for å muliggjøre passiv rapportering av reisedagbøker via mobilapper.

## Table 1 Summary of various methods for trip purposes inference

### From: Trip purpose inference for tourists by machine learning approaches based on mobile signaling data

Methods	Descriptions	Strengths	Weaknesses
Rules-based methods	Matching the selected information from location and the respondent's personal information with a series of predefined heuristic rules to infer the trip purpose (e.g. heuristic rules/multi-data matching rules)	Simple and requires fewer data sources	Mainly based on subjective experience, the classification accuracy is not high
Probabilistic methods	Calculated the probability of each trip purpose based on the different values of the locational information and the respondent's personal information (e.g. multinomial logit model)	Simple, and the classification results based on statistical probability distribution are relatively high	It is difficult for the model to deal with complex classification task, and the classification accuracy will decrease
Machine learning methods	Facility complicated, computationally intensive classification models associated with the locational information, respondent's personal information, transportation information and trip purpose (e.g. DT/RF/SVM/ANN)	Learns features automatically, high recognition accuracy, and widely used	Requires large amount of training data to obtain discriminant features. In addition, it requires a high number of parameter optimization
Deep learning methods	Deep learning is a multi-layer neural network, which uses the analysis and calculation methods of multi-layer networks to obtain results (e.g. SAE/DBN/RNN)	Reduces high-dimensional data to low dimensional feature vectors. This helps to reduce computational complexity	Lack of scalability to high-dimensional data. It is difficult to train and optimize, especially for one layer auto-encoder

Figur 4.3: Sammenligning av metoder for deteksjon av reisehensikt fra mobildata. Kilde: Sun mfl. (2023) (<https://link.springer.com/article/10.1007/s12652-021-03346-y/tables/1>).

I Norge har det blitt uttestet digitale reisedagbøker blant annet i pilotprosjekt [StordataRVU](#) med Opinion og Kogenta i spissen.

Det finnes også internasjonale tilbydere av kommersielle apper som appen REVIEW fra [motion-tag i Tyskland](#) som anvendes av TØI under navn SPOR i flere pågående forskningsprosjekter.

### 4.1.4 Syntetiske data

Syntetiske data er kunstige data som er generert av et dataprogram (se også avsnitt 2.2). Generativ KI spiller en sentral rolle i produksjon av syntetiske data gjennom en rekke applikasjoner (Chatbot, bildegenerering, mm). Syntetiske data kommer i ulike former og noen former for syntetiske data kan også genereres med klassiske statistiske metoder. Det kan inkludere enkeltstående datapunkter eller variabler som er generert for spesifikke analyser. Videre kan man skape syntetiske personer eller beslutnings-takere, også kjent som «agenter», for å simulere realistiske handlinger og beslutningsprosesser. Et annet anvendelsesområde er utviklingen av digitale tvillinger, som er virtuelle modeller av fysiske systemer (se neste avsnitt).

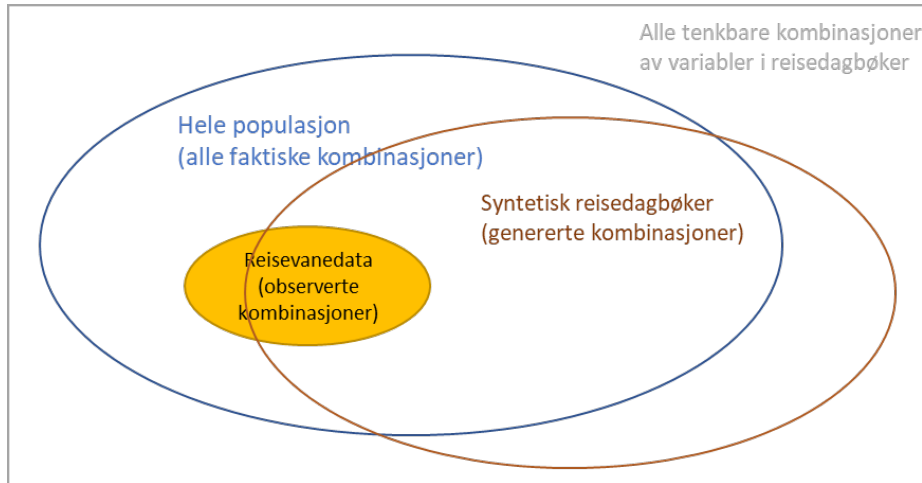
Syntetiske personer for større områder, også kalt syntetiske befolkninger, kan være inndata i ulike former av transportmodeller, deriblant agentbaserte transportmodeller (se også avsnitt 4.3.2 og 4.3.3) og er dermed relevant for strategisk transportplanlegging.

I forbindelse med PRELONG-prosjektet (Flügel 2022, Flügel mfl. 2024) har man etablert maskinlæringsmodeller som predikerer plausible syntetiske reisedagbøker til syntetiske personer. Hovedideen med syntetiske data er økning av antall datapunkter og variasjon i datapunkter. I tilfelle reisedagbøker er variasjon uttrykt som en kombinasjon av variabler som alder, kjønn, sysselsetting, biltilgang, valgt

<sup>10</sup> Se f.eks. <https://github.com/deveshsangwan/Transportation-Mode-Detection>



transportmiddel, antall turer, avreisetidspunkt osv. Reisevaneundersøkelser gir oss informasjon om disse kombinasjoner. Men data kommer fra et begrenset utvalg og representerer dermed kun en liten undergruppe av alle mulige kombinasjoner i populasjonen. Dette er illustrert i figur 4.4.



Figur 4.4: Illustrasjon av mengder ulike kombinasjoner av variabler i data i observerte reisevanedata og syntetiske reisevanedata generert med maskinlæringsmodeller/generativ KI. Overlappet representerer «statistisk like» observasjoner og ikke en en-til-en kobling mellom syntetiske og faktiske kombinasjoner.

Nåværende modell i PRELONG-prosjektet er trent og anvendt på data fra Oslo-området som kan brukes til å generere en (agentbasert) representasjon av etterspørsel etter (daglige) reiser i ulike scenarier. Dette kan være nyttig for ulike anvendelser innenfor operasjonell, taktisk eller strategisk planlegging. For de fleste anvendelser innenfor strategisk planlegging bør maskinlæringsmodellen og/eller det syntetiske datasett kombineres med transportmodeller eller andre økonomiske modeller. Vi viser til Flügel mfl. (2024) for utfyllende informasjon og avsnitt 4.3.2 for mulig bruk i forbindelse med transportmodeller.

En annen anvendelse av maskinlæring til å predikere reisemønstre finnes i Arkoudi mfl. (2023) som bruker den danske nasjonale reisevaneundersøkelsen som treningsdata. Modellen burde kunne brukes til å generere syntetiske data for Danmark, tilsvarende Flügel mfl. (2024) gjorde for Oslo-område.

#### 4.1.5 Digitale representasjoner av fysisk rom

Mens syntetiske personer og syntetiske reisedagbøker er en anvendelse for å representere transportetterspørselen, kan syntetiske data generert av KI også brukes til å lage bedre presentasjon av det fysiske rommet.

Som Xu H. mfl. (2024) beskriver, kan generative KI modeller (artikkelen bruker «genAI» som forkortelse) brukes til å skape digitale representasjoner av byer («digitale bytvillinger»). Ifølge artikkelen kan generativ KI spille en betydelig rolle i byplanlegging ved å forbedre og automatisere flere aspekter av utviklingen av digitale bytvillinger inkludert generering av syntetiske data og tredimensjonale (3D) modeller av byer. Dette kan videre brukes inn i simuleringer og uttesting av ulike design.

Det er åpenbart en betydelig kommersiell interesse i slike anvendelser. Som [denne nyhetsartikkelen](#) beskriver, vil Google Maps introdusere en funksjon kalt «Immersive View» som bruker generativ AI til å kombinere millioner av Street View- og satellittbilder for å skape detaljerte, fotorealistiske 3D-representasjoner.

Xu mfl. (2024) diskuterer også hvilken type maskinlæringsmodell er best egnet for ulike anvendelser innenfor digitale byvillinger. Fordeler og ulemper av ulike modeller er kort oppsummert i figur 4.5.

Table 3: Comparative summary of the strength, weakness, and applications of popular GenAI models.

Model	Rationale	Strengths	Weaknesses	Popular Application
GANs	Two neural networks (Generator and Discriminator) compete against each other	Produce high-quality and realistic samples (Shmelkov et al., 2018).	Mode collapse and training instability (Thanh-Tung and Tran, 2020).	Image, vector, and raster data generation, style transfer, data augmentation (Wu et al., 2022a).
VAEs	Latent space modeling via encoder-decoder architecture with variational inference.	Robust training through explicit modeling of data distribution, the usage of stochastic gradient descent, and regularization through Kullback-Leibler (KL) divergence (Cemgil et al., 2020; Kingma et al., 2017).	Blurriness in generated images, less sharp results (Zheng et al., 2020).	Data compression, image generation, anomaly detection, and dimension reduction (Mak et al., 2023).
GPT	Attention mechanisms to capture dependencies across input sequences.	Natural language understanding and generation, contextual understanding, and few-shot and zero-shot learning with minimum training data (Ray, 2023).	Limited sequential modeling, high computational cost, and potential bias (Kalyan, 2023; Brown et al., 2020).	Natural language processing, image generation, human language understanding, code generation, translation tasks (Kalyan, 2023).
Diffusion Models	Gradually unfold the data distribution through iterative refinement.	Generate high-quality samples that capture complex dependencies and may outperform GANs (Dhariwal and Nichol, 2021).	Computationally intensive and sensitive to initialization (Song et al., 2020).	Generation of image, audio, 3D model, and graph-structured data generation, as well as image inpainting and anomaly detection (Song et al., 2020).

Figur 4.5: Fordeler og ulemper av ulike modeller innenfor generativ KI for generering av digitale bytvillinger (Kilde: Xu mfl. 2024). GANs: Generativ Adversarial Networks, VAE: Variational Autoencoder, GPT: Generative pre-trained transformer.

## 4.2 Fremsyn, trender og eksogene variabler

Vi viser til 2.3 for en generell og innledende diskusjon om fremsyn. I dette avsnittet diskuterer vi fremsyn av eksterne rammebetingelser som er inndata i transportmodeller mens neste avsnitt handler om fremsyn av «interne» effekter, dvs. effekter som typisk predikeres innad i transportmodeller, dvs. typiske modellresultater som nye markedsandeler av transportmidler eller trafikkbelastning på enkelte veier.

Sager (2017) gir en oversikt over tradisjonelle metoder (dvs. uten bruk av KI) innenfor fremsyn. I denne rapporten skrevet for Concept, definerer Sager fremsynsmetodikk som metoder som predikerer «[...] det mulige eller sannsynlige ved hjelp av skjønnsbaserte antakelser om fremtidig utvikling» (side 13) og inkluderer Delfi, Fokusgruppe, Idedugnad, Morfologiske metoder, Prediksjonsmarked, Scenarioutvikling, Teknologikart og Tilbakeskuing («backcasting»). Rapporten skiller disse metodene fra andre metoder som «er kvantitative og matematiske, forutsetter statistisk analyse av empiriske data og omfatter årsak-virkningsmodeller og tidsserier med trendforlengelse» (side 13).

Mulig bidrag for moderne KI som beskrevet i denne rapporten (dvs. maskinlæringsmodeller basert på nevralt nettverk og generativ KI) for fremsyn, trendanalyser, scenarioutvikling og predikering av eksterne inndata variabler deles videre inn i:

1. Trendovervåking som grunnlag for fremsyn (avsnitt 4.2.1)
2. Anslag på sannsynligheter for teknologiske og samfunnsmessige utfall (avsnitt 4.2.2)
3. Idemyldring og scenarioutvikling (avsnitt 4.2.3)
4. Tallfesting av eksterne variabler for transportmodeller i fremtidens (avsnitt 4.2.4)

Metoden diskutert i Sager (2017) brukes for 1-3 basert på menneskelig vurderinger og skjønn. Mulig bidrag til moderne KI er å automatisere disse prosesser og bidra til en mer helhetlig og presis fremstilling av mulighetsrommet og sannsynlighetsfordeling, samt assistent for idemyldring og den divergente («ubegrenset» kreative) fasen i scenarioutvikling. For 4) handler spørsmålet om valg mellom to typer kvantitative metodetilnæringer: strukturerte modeller/makroøkonomiske modeller versus datadrevne metoder/ maskinlærings for tidsseriedata.

### 4.2.1 Automatisert trendovervåkning

En sentral del av fremsyn bør være overvåkning av teknologi og trender som dannes i dag. Norconsult (2024) refererer til denne oppgaven som «horisontskanning».

I en kompleks og dynamisk verden med rask akselererende teknologisk utvikling er det i økende grad vanskelig å holde styr på alle trender og utviklinger innenfor forskning, teknologisk utvikling og samfunn. Dette motiverer å automatisere prosessen fullt eller delvis med moderne KI som kan forstå språk og sentimenter<sup>11</sup>, figurer og lydopptak og skrive sammendrag på det store mengde av informasjon. Selv om dagens KI ikke er like smarte som mennesker, har KI flere fordeler overfor mennesker, deriblant

- (mye) rask informasjonsprosessering
- Er tilgjengelig hele døgnet
- Billigere arbeidskraft
- Kan lettere skaleres opp (og ned)

Kommersiell service som [Trendracker – Your AI-powered strategic intelligence partner](#), Trendracker.ai er en AI-drevet plattform for strategisk intelligens som hjelper bedrifter med å oppdage, analysere og forutsi trender automatisk. Den samler inn data fra flere hundre millioner av nettbaserte publikasjoner og analyserer over 3000 trender på tvers av ulike bransjer og regioner. Et salgspunkt for selskapet er at denne KI-tjenesten reduserer menneskelig skeivheter i analyser.

Etter vår kunnskap er automatisert trendovervåkning ikke en anvendt metode i norske transportvirksomheter per i dag, men rapporten fra Jernbanedirektoratet (2022) med tittel: «Trendovervåkning - Overvåkning av trender, drivkrefter og utviklingstrekk» beskriver noen uttestinger mot automatisert trendovervåkning.

### 4.2.2 Anslag på sannsynligheter for utfall

Ved siden av automatisert trendovervåkning som parser<sup>12</sup> informasjon på internett og oppsummerer denne i rapporter eller via dashbord, kan det også tenkes at KI kan selv resonere over innhentet innhold og anslå sannsynligheter for ulike teknologiske og samfunnsmessige utfall.

En kort teknisk rapport «LLMs Are Superhuman Forecasters» (Phan mfl. 2024) og websiden: <https://www.safe.ai/blog/forecasting> beskriver et forholdsvis enkelt opplegg der språkmodeller brukes til å angi et sannsynlighetsanslag (for «Ja») i et «Ja-Nei»-spørsmål. Språkmodellen GPT-4o anvises i systemet til å vurdere ulike kilder<sup>13</sup>, generere argumenter for «Ja» og «Nei», og til slutt et sannsynlighetsanslag for «Ja». Ifølge Phan mfl. var resultatene på høyde med menneskelige vurderinger fra plattformen Metaculus. Det kan settes flere metodiske spørsmålstepp med evalueringen i rapporten til Phan og opplegget bør bare sees som en første demonstrasjon av hva som kan bli til en «supermenneskelig forecaster» på sikt (ved mer avanserte modeller og systemer).

Vi vurderer denne utviklingen som svært interessant, og mener den bør følges med på. Som en liten demonstrasjon og uttesting har Flügel og Wangness (2025) benyttet en lignende metodikk når vi har stilt følgende spørsmål til GPT-4o: «Will OpenAI announce AGI - by which we mean highly autonomous systems that outperform humans at most economically valuable work - before the year 2028?». Resultatene er gjengitt i vedlegget til denne rapporten.

---

<sup>11</sup> I maskinlæring og språkteknologi brukes "sentimenter" ofte om analyser av positive, negative eller nøytrale holdninger i tekstdata (f.eks. sentimentanalyse av kundevurderinger).

<sup>12</sup> Dvs. deler opp data og strukturerer informasjonen slik at den kan tolkes og bearbejdes av dataprogrammer ([parsing – Store norske leksikon](#))

<sup>13</sup> Disse er gitt fra brukerne. Det kan tenkes at KI-systemet henter inn kilder selv, f.eks. ved nettsøk.

### 4.2.3 Idemyldring og scenarioutvikling

Det finnes en voksende litteratur på generativ KI og språkmodeller egnethet til å brukes for idemyldring og kreativ skiving. Memmert og Tavanapour (2023) viste noen første resultater med GPT-3 modellen og Chang og Lie (2024) presenterer et systematiske rammeverk for idemyldring med språkmodeller. Rammeverket har både en divergent tenking og konvergent tenkning. Det er spesielt den divergente fasen i scenarioutvikling som krever idemyldring og kreativitet.

Det er en åpent (filosofisk) spørsmål om generativ KI og språkmodeller kan være kreative. Noen argumenterer med at språkmodeller er bare «stokastiske papagøyer» som bare produserer tekst basert på statistiske mønstre i treningsdata. At nevralt nettverk er «gode på interpolering og dårlige på ekstrapolering» er et beslektet utsagn, men i forbindelse med språkmodeller er det et åpent spørsmål om man allikevel kan skape noe kreativt når man interpolere på innholdet av hele internettet. Språkmodeller har nemlig internalisert et bredt repertoar av konsepter, assosiasjoner og formuleringer. Når man gir dem en prompt om et tema, kan de trekke inn mange flere ulike ideer og perspektiver enn det mennesker ville kommet på selv. Språkmodeller kan assosiere på tvers av mange språk, noe som kan være vanskelig for mennesker selv med tilgang til internettet og Google Translate.

Det er også mulig å skru opp kreativitet ved å øke temperatur-parameteren. Temperatur-parameterne i språkmodeller styrer graden av sannsynlighet for at ord med forholdsvis lav sannsynlighet blir brukt. En temperatur-parameter på 0 fører til helt deterministisk svar og kan tolkes som å maksimere faktualitet (i graden treningsdata fanger opp «sannheten»). For idemyldring anbefales en høyere parameter <sup>14</sup>; dette kan føre til flere «hallusinasjoner», noe som kan være ønskelig for kreativ/divergent tenkning.

Andre eksempler fra forskningslitteraturen på bruk av generativ KI til idemyldring inkluderer.

- Chang og Lie (2024) foreslår noen teknikker for prompting, deriblant å gi språkmodellen en rolle (for eksempel. «Antar at du er en programvareutvikling») for å avdekke noen flere perspektiver i idemyldring.
- Heyman mfl. (2024) utviklet et spesialtilpasset verktøy («Supermind Ideator»). I et eksperiment ble det vist at personer som brukte Supermind Ideator genererte signifikant flere kreative ideer sammenlignet med mennesker som bruke ChatGPT og sammenlignet med personer som brukte ingen hjelpemidler.
- Kumar et al (2024) viser noen andre eksperimentelle resultater som kan antyde at bruk av KI-assistans øker kreativitet, men kan ha negative effekter når man jobber uten hjelp etterpå. Det spekuleres med at KI kan redusere uavhengig tenkning på sikt.

### 4.2.4 Tallfesting av eksterne variabler til transportmodeller

Fremsyn og tallfesting av eksterne variabler som inndata i transportmodeller (som befolkningsdata, inntektsdata, sysselsettingsdata og arealbruksdata) skjer i dag via eksterne modeller som befolkningsframskrivingsmodeller fra SSB og makroøkonomiske modeller. Dette er i stor grad strukturelle modeller som fanger opp de underliggende drivkreftene som bestemmer utviklingen, for eksempel i demografi, arbeidsmarked og produksjon. De inkluderer eksplisitte sammenhenger mellom variabler som fødselsrater, migrasjon, lønnsnivå og politiske rammevilkår. **Strukturelle modeller ligner på klassiske transportmodeller også i den forstand at de er anvendbare for simulering av endringer i forutsetninger.** Dette er et viktig aspekt for scenarioanalyse og langsiktige prognoser.

En ren datadrevet modell som baserer seg på historiske data, som RNN<sup>15</sup> eller andre tidsseriemodeller, har flere begrensninger for fremsyn til vårt formål. For det første er slike modeller avhengige av at de

<sup>14</sup> [LLM Temperature - The Secret Sauce to Tuning AI Responses](#) anbefaler en verdi større enn 1.1. for idemyldring.

<sup>15</sup> Rekurrente nevralt nettverk omtalt i avsnitt 3.2 som den mest brukte maskinlæringsmodellen for tidsseriedata.

historiske mønstrene forblir stabile over tid. Hvis det skjer store endringer i eksterne forhold (som politikk, økonomisk krise eller teknologiske gjennombrudd) som ikke har blitt reflektert i tidligere data, kan modellene feile i å forutsi fremtidige trender. Videre kan maskinlæringsmodeller være utsatt for overtilpasning dersom ikke tilstrekkelig data er tilgjengelig eller dersom modellen er for kompleks for mengden data som brukes til opplæring. Maskinlæringsmodeller egner seg derfor best for kortere prognoser og prognoser for «business-as-usual»-scenarier.

I hvilken grad maskinlæringsmodeller kan kombineres med strukturelle modeller ansees som en interessant forskningsfront. I neste avsnitt diskuterer vi hvordan (strukturelle) transportmodeller og maskinlæring kan kombineres.

## 4.3 Predikering av interne effekter og samspill med transportmodeller

### 4.3.1 Fundamentale forskjeller mellom transportmodeller og maskinlæring

Transportmodeller er en fundamental del av strategisk planlegging og brukes til å predikere transportetterspørsel, trafikkavvikling og trafikantnyttene i ulike scenarier. Den mest brukte transportmodellen i Norge er RTM-systemet (Rekdal mfl. 2021, Tørset mfl. 2022) som består av en etterspørselsmodell (TraMod\_by) og en trafikkavviklingsmodell (CUBE Voyager eller EMME). Etterspørselsmodellen bygger på økonomisk teori og består av et sett av matematiske funksjoner. Mange funksjoner er såkalte nyttefunksjoner hvor parameterne i modellen beskriver den marginale effekten av ulike forklaringsvariabler på nytteverdien av ulike alternativer. Sammensetning av forklaringsvariabler som inndata vil – med gitte parametere – beregne transportadferden som endogene variabler (altså variabler som predikeres av modellen). Endogene variabler i RTM er bilhold/førerkortandel, reisefrekvens, destinasjonsvalg, transportmiddelvalg, rutevalg (inkl. betalte bompenger med mer) og (gjennomsnittlige) reisetider.

Vi refererer her til transportmodeller som modeller «fra første prinsipper», og avgrenser dem dermed fra data-drevne modeller som maskinlæringsmodeller og statistiske modeller som er direkte estimert fra empiriske data. Ideelt sett bygger transportmodeller på et sunt teoretisk fundament og har dermed gode generaliseringsevner, noe som gjør dem egnet for kontrafaktuelle predikeringer (dvs. predikering for situasjoner som ikke er observert i det empiriske datagrunnlaget som ble brukt til å etablere modellene). Transportmodeller kjøres også i (approsimert) likevekt, noe som medfører at man kan fange opp tilbakevirkningsmekanismer. En ulempe med modellene er at de er beregningsintensive og har derfor ofte lange beregningstider.

Maskinlæringsmodeller derimot, predikerer raskt (spesielt på GPU eller TPU-maskinvare), men er fundamentalt knyttet til data som ble brukt i opptrening (treningsdata). For mange anvendelsesområder vil dette trenge store mengder og mye variasjon i treningsdata. For kvantitative scenarioanalyse, langsiktige prognoser og kontrafaktuelle predikeringer er dette typisk ikke nok variasjon i data fra en virkelige verden. I slike tilfeller, kan det være behov for å tilføre simulerte data i treningsdatasettet (se diskusjon i avsnitt 2.2 og avsnitt 4.3.4 nedenfor).

Tabell 4.2 sammenstiller noen sentrale forskjeller mellom modeller fra første prinsipper og rene data-drevne modeller.

Tabell 4.2: Sammenligning mellom modeller fra første prinsipper og data-drevende modeller (inkl. maskinlæring)

	Modeller «fra første prinsipper» (transportmodeller / simuleringmodeller)	Datadrevne modeller (statistiske modeller / maskinlæring)
Predikering	Via løsning av matematiske ligningssystem eller beregning/simulering	Interpolasjon (og ekstrapolasjon) fra observerte data
Underliggende funksjoner	Basert på adferdsteori (f.eks. nyttemaksimering) og fysiske lover (forenklet representasjon)	Estimert/trent fra data
Likevekstberegning	Ja, mulig og ofte eksplisitt ved iterativ beregning	Typisk ikke mulig (i beste fall implisitt)
Kvantitative scenarioanalyse /kontrafaktiske predikeringer	Mulig ved endring av inndata (og en antakelse om at matematiske funksjoner og interne mekanismer i modellen holder for nye scenarier)	Typisk ikke mulig fordi utilstrekkelige variasjon i treningsdata (--> trening basert på simulerte data)
Beregningsbehov / hastighet ved predikering		Veldig høy / treig
		Forholdsvis lav / raskt

En tredje type modell er økonometriske modeller. Økonometriske modeller er også datadrevne modeller siden parameterne er estimert fra empiriske data. I motsetning til maskinlæringsmodeller setter forskerne i økonometriske modeller en viss struktur på de underliggende funksjonene. Selve funksjonsformen, interaksjonseffekter og fortegn og spenn for enkelte parameterverdier kan være satt fast basert på økonomisk teori.

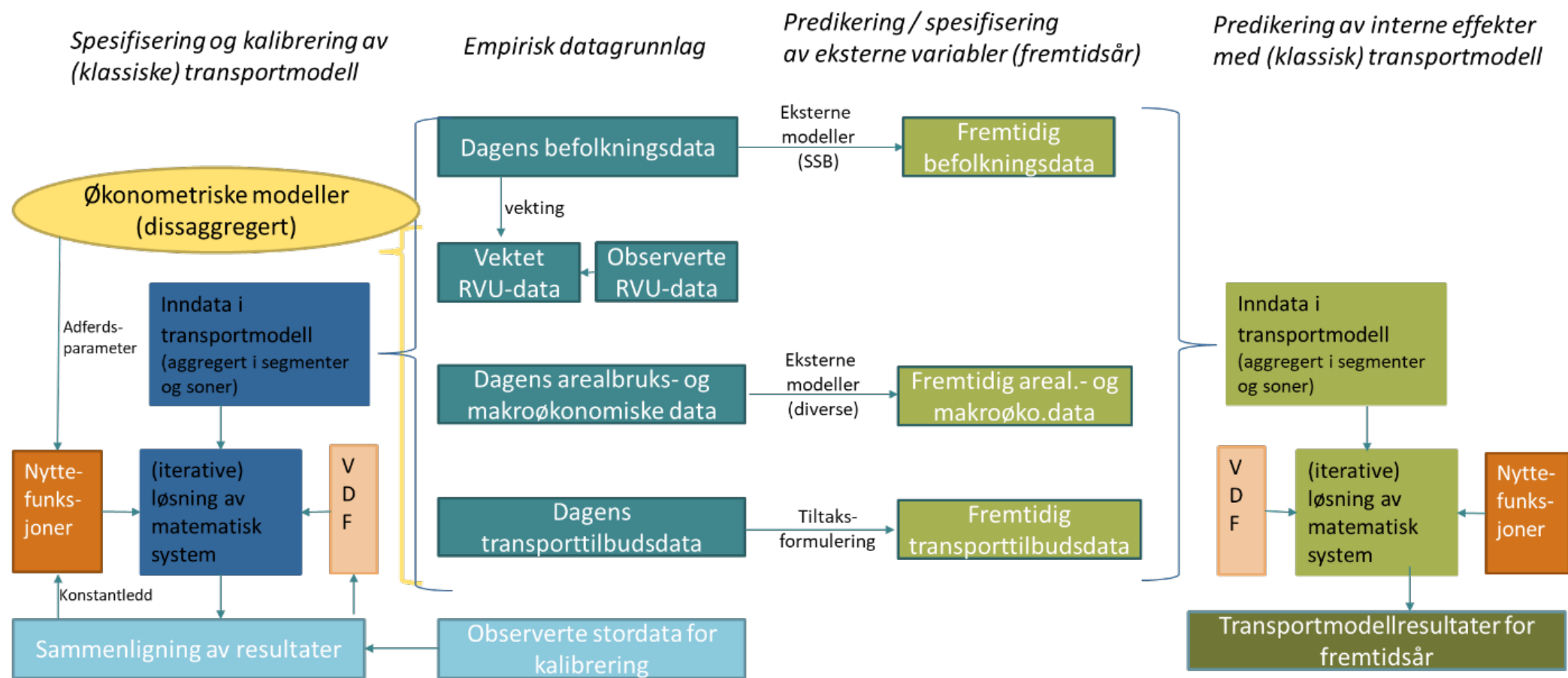
Flere av de underliggende funksjoner i etterspørselsmodellen i TraMod\_by kalles for nyttefunksjoner. De er estimert på reisevanedata (RVU), og er i den forstand datadrevne. Estimeringsgrunnlaget er på individnivå og det brukes logitmodeller som har en teoretisk forankring i økonomisk teori og er konsistent med nyttemaksimering.<sup>16</sup> I arbeidet med estimeringen (Rekdal mfl. 2021) har man også passet på at fortegnet til enkelte parameter følger forventingen fra økonomisk teori. Allikevel er verdien (og til en del også utvalget av) parameterne i nyttefunksjoner data-dreven og reflekterer adferden som er observert i det empiriske datagrunnlaget (i utgangspunktet RVU-data fra 2013/2014). Når estimering av parameterne er for spesifikke i forhold til det empiriske datagrunnlaget, kan man miste noe av generalisbarheten som man egentlig ønsker i transportmodeller og i modeller «fra første prinsipper».

### 4.3.2 Bruk av maskinlæring til forbedring av transportmodeller

I forlengelsen av beskrivelsen i forrige avsnitt gir Figur 4.6 en oversikt over sentrale datakilder og modeller i etablering og anvendelse av transportmodeller. Figur 4.6 gjelder for klassiske transportmodeller som de regionale transportmodellene (RTM) eller det nasjonale transportmodell (NTM6). Verken i etablering eller anvendelse av transportmodeller brukes det per i dag maskinlæringsmetoder.

<sup>16</sup> Nærmere bestemt RUM teorien, der RUM står for «random utility modelling/maxisation». RUM sier at individer maksimerer hver sin nytte under fullstendig informasjon, men at forskerne kan bare observere deler av denne nytten og må derfor bruke stokastiske funksjoner for å beskrive observert adferd.





Figur 4.6: Oversikt (forenklet) over etablering og anvendelse av klassiske transportmodeller som regionale transportmodeller (RTM). RVU: «Reisevanedata»; VDF: «volume-delay-funksjoner». Nyttefunksjoner og VDF-funksjoner på venstre og høyre siden av figuren er identiske (piler ikke vist).



De økonometriske modellene nevnt i forrige avsnitt er i figuren vist som en gul oval og er altså estimert på et empirisk datagrunnlag der observasjoner fra reisevaneundersøkelser (RVU) er sentrale. På grunn av skeivheter i RVU kan det være nødvendig å vekte observasjoner i RVU med befolkningsdata, inkl. andre registerbaserte data. Ved de økonometriske modellene bestemmer man adferdsparameterne i nyttefunksjoner som inngår i det matematiske ligningssystem som utgjør transportmodellen. Ligningssystemet er anvendt på inndata som etableres av det empiriske datagrunnlaget. Enkelt personer fra RVU-data inngår ikke direkte som inndata, istedenfor brukes befolkningsdata aggregert på et sonesystem og deles inn i befolkningssegmenter. De ulike nyttefunksjonene inngår i modeller for turgenerering, transportmiddelvalg og destinasjonsvalg.<sup>17</sup> Modellene refereres som «fra første prinsipper» (se forrige avsnitt) siden de genererer (og fordeler) turer basert på de matematiske likningene «fra bunnen av», dvs. uten direkte tilbakekobling til det opprinnelige estimeringsdatasettet (RVU-data). Som diskutert i forrige avsnitt bør de matematiske ligningene gjenspeile økonomisk teori og (dermed) være generaliserbare for nye og kontrafaktiske situasjoner.

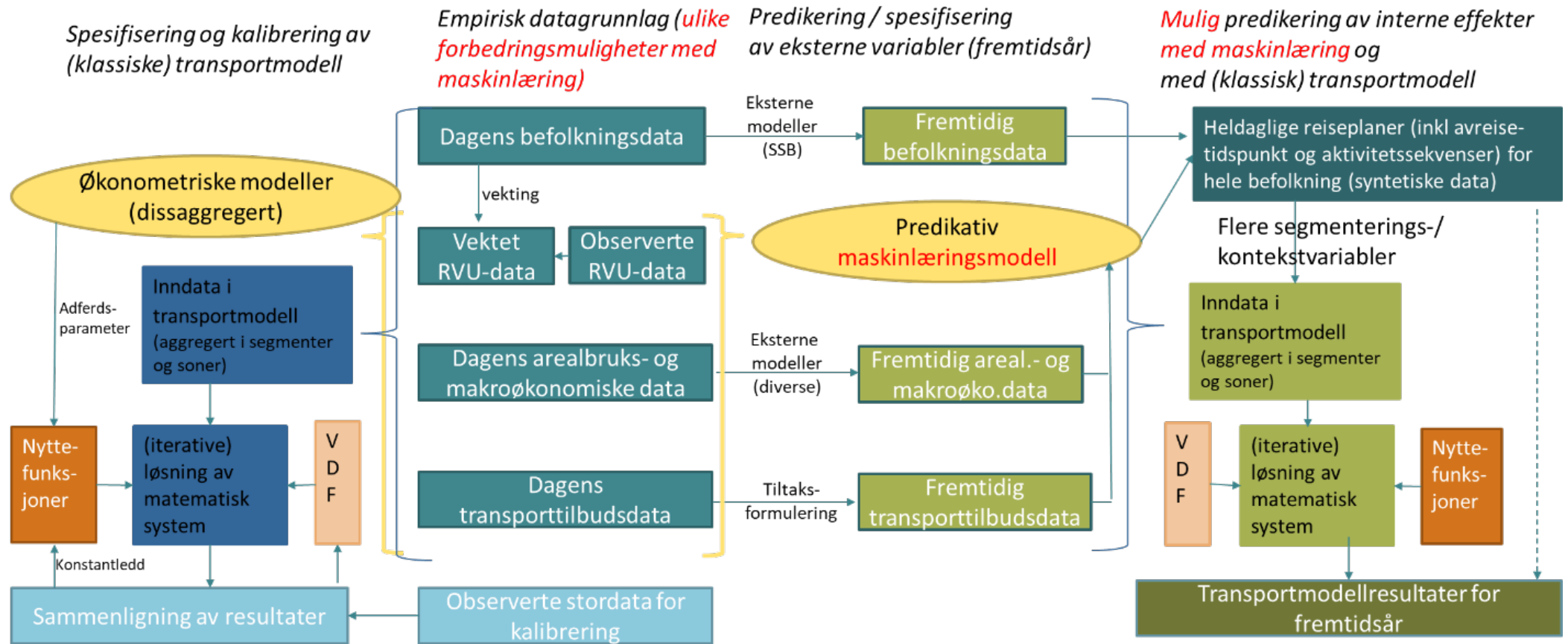
Ved sammenligning av modellresultater (predikert trafikkstrømmer) med trafikkelledata (evt. andre stordata) kan man kalibrere transportmodellen (se de lysblåe firkanter i figur 4.6). Kalibreringen skjer i stor grad via konstantleddene i nyttefunksjonene. Stordata kan også være det empiriske datagrunnlaget for spesifisering/justering av volume-delay-funksjoner (VDF-er). VDF anvendes i avviklingsmodell og beskriver sammenhengen mellom trafikkmengde og forsinkelse på nivå av en veinettverk. Som nevnt i forrige avsnitt løses klassiske transportmodeller ideelt sett i likevekt ved å iterere mellom etterspørselsmodell (som inneholder blant annet nyttefunksjoner) og trafikkavviklingsmodellen (som blant annet inneholder volume-delay-funksjoner).

Som diskutert i avsnitt 4.1, har maskinlæring et stort og bredt potensial til å forbedre det empiriske datagrunnlaget for strategisk planlegging. Forbedret empirisk datagrunnlag i form av tilgjengeliggjøring og utfylling/utvidelse av ulike stordata (som f.eks. dataimputasjon av telldata; se avsnitt 4.1.1) kan bidra til et bedre kalibreringsgrunnlag for transportmodeller. Kunstig intelligens i apper for passiv rapportering av reisevanedata (avsnitt 4.1.3) kan videre føre til større og mer presise estimeringsgrunnlag for nyttefunksjoner i transportmodeller.

Syntetiske reisevanedata (avsnitt 4.1.4) bør ikke brukes som estimeringsgrunnlag, men vi ser muligheter for å supplere analyser av klassiske transportmodeller med maskinlæringsmodeller. Prediktive maskinlæringsmodeller som presentert i Flügel mfl. (2024) kan i prinsippet brukes til å predikere virkninger av tiltak og forutsetninger (som hjemmekontor) på transportetterspørsel. I modellen representeres transportetterspørsel i form av heldaglige reiseplaner (syntetiske reisedagbøker). Det er spesielt interessant for outputvariabler som ikke håndteres i klassiske transportmodeller som RTM. Dette gjelder spesielt tidspunkt til reiser (valg av avreisetidspunkt) som predikeres i maskinlæringsmodellen, men ikke i klassiske transportmodeller.

---

<sup>17</sup> For destinasjonsvalgmodelleringen kalles nyttefunksjoner ofte «size-funksjoner» (Rekdal mfl 2021).

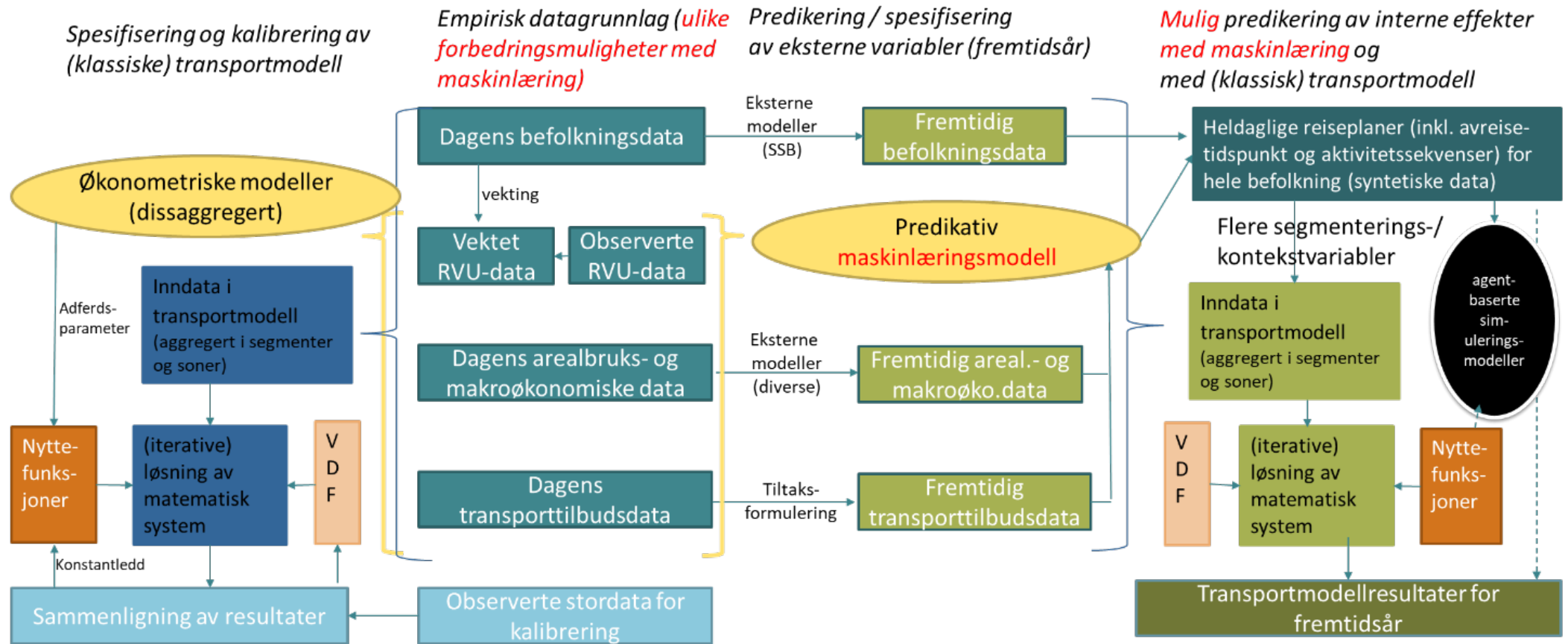


Figur 4.7: Mulig bruk av maskinlæring til forbedring av klassiske transportmodeller.

Predikerte avreisetidspunkt kan så brukes som segmenteringsvariabel i transportmodellkjøringen når analyser der RTM deles inn i flere tidsperioder (som det ofte gjøres i analyser i byområder der det er betydelig forskjell i trafikkvolumene mellom rushtid og ikke-rush).

Sekvenser av aktiviteter er en annen informasjon som er tilgjengelig via de predikerte reiseplanene og som kan gi modellkjøringene mer kontekst.

De syntetiske reisevanedata i form av individuelle (agentbaserte) reisedagbøker kan videre brukes som datagrunnlag for agent-baserte simuleringsmodeller. Agentbaserte simuleringsmodeller gir flere analysemuligheter spesielt når det gjelder dynamiske tiltak i by (Flügel mfl. 2021, Flügel mfl. 2024). Figur 4.8 illustrerer hvordan agentbaserte simuleringsmodeller kan integreres i opplegget. Merk at nyttefunksjoner estimert med de økonometriske modellene også kan implementeres i agent-baserte simuleringsmodeller og kan være utgangspunkt for hvordan agentene i modellen tilpasser seg: aktivitetsplaner med høy nytteverdi får et positivt treningssignal, mens planer med lav nytteverdi blir forkastet.



Figur 4.8: Mulig bruk av agent-baserte simuleringsmodeller som komplementær til klassiske transportmodeller

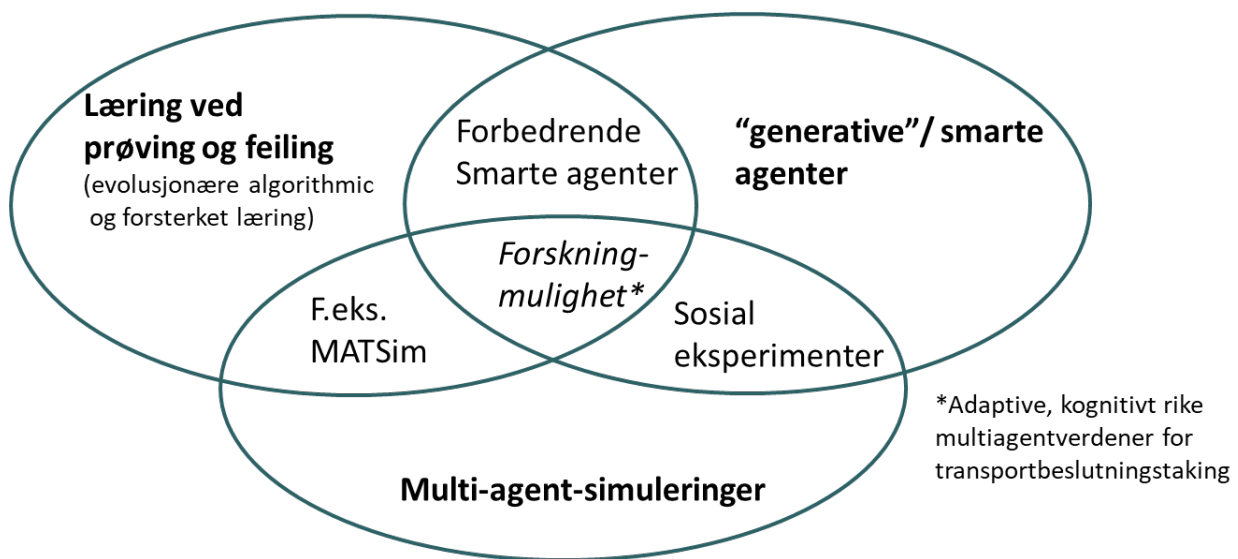
### 4.3.3 Videre muligheter for avanserte samfunns- og transport simuleringer

Den virkelige verden og dens underliggende mekanismer er ofte så komplekse at det ikke er mulig (eller forsvarlig) å representere den i (enkle) matematiske ligninger. Dette gjelder spesielt for sosiale og dynamiske interaksjoner. Simuleringsmodeller er ment å etterligne sentrale mekanismer og beregne steg-for-steg (event-for-event eller sekund-for-sekund) hvordan mekanismer utspiller seg i en digital (og forenklet) representasjon av virkeligheten.

Innenfor transportmodellering bruker mikrosimuleringsmodeller og agentbaserte simuleringsskjemer denne tilnærmingen. **I likhet med tradisjonelle transportmodeller er simuleringsskjemer «modeller fra første prinsipper»** i motsetning til datadrevne modeller som (kunstige) nevrale nettverk.

MATSim (Horni mfl. 2016) er en (multi-)agentbaserte transportsimuleringsmodell som bruker en co-evolusjonær algoritme til å modellere tilpasning av agentene til nye tiltak. Den co-evolusjonære algoritmen er basert på «prøving og feiling» («trial and error») mekanismer. Denne algoritmen har flere likhetstrekk med forsterket læring innen KI. Agentene i MATSim lager nye reiseplaner (såkalt «replaning») basert på tilfeldig variasjon («mutasjon»), uten en resonneringsprosess. En mulighet ligger i å iverksette generativ KI til å gi smartere og bedre tilpasninger til tiltak innad i simuleringsskjemet. Dette er illustrert i Figur 4.9.

Generativ KI kan også brukes til å simulere dialoger, forhandlinger, koordinering og beslutningstaking. Park mfl. (2023) etablerer en multi-agent basert simulering hvor hver agent i modellen er utstyrt med språkferdigheter (basert på språkmodell GPT-3.5) og kan utføre aksjoner som å begynne en samtale med en annen agent.



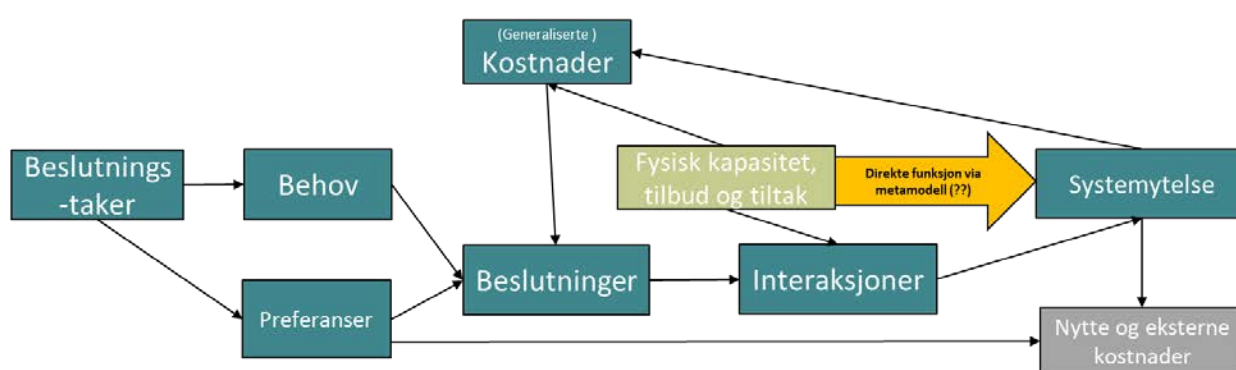
Figur 4.9: Mulig forskningsmuligheter ved å kombinere forsterket trening, multi-agent-simuleringer og generativ KI.

Vedlegget i Flügel mfl. (2024) demonstrerer en enkelt multi-agent-simulering for samkjøring. Samkjøring fremstår som en interessant case i forbindelse med «sosiale simuleringer» siden bildeling krever koordinering og kan involvere forhandling (Hvem kjører? Når kjører vi? Hvem ellers plukker vi opp? osv). Koordineringen i nåværende implementering er basert på «take-it-or-leave-it» prinsippet og det hadde vært spennende å utstyre agenter i modellen med språkmodeller slik at man simulerer koordinering, forhandling og felles beslutningstaking.

#### 4.3.4 Metamodeller

En annen forskningsfront som kombinerer KI med simuleringsmodeller eller transportmodeller, er KI-baserte metamodeller. En metamodell (også kalt «surrogatmodell» i litteraturen<sup>18</sup>) er **trent basert på resultater fra flere modeller eller flere kjøring av samme modell**. Hovedideen er å lage en raskere, enklere og mer direkte modell som allikevel kan fange opp kompleksiteten avspeilet i de mer kompliserte modellene.

Transportsystemer er komplekse med mange beslutningstakere og mange interaksjoner mellom beslutningstakerne. For å kunne modellere sammenheng mellom tiltak og systemytelse (f.eks. kønivå) må det typisk beregnes løsninger i flere steg og i flere iterasjoner. I transportsystemet er et kompliserende aspekt at systemutnyttelsen påvirker generaliserte transportkostnader som igjen vil påvirke beslutninger og interaksjoner mellom reisende. Ideen med metamodeller er å danne/trene opp en direkte funksjon mellom tiltak og systemytelse. Dette er illustrert i figur 4.10.



Figur 4.10: Illustrasjon over direkte funksjoner via metamodeller.

Som diskutert i Tabell 4.2 er maskinlæringsmodeller gode til å interpolere mellom datapunkter, men dårlig til å ekstrapolere utover treningsdata. Når treningsdata består av inndata og utdata av mange ulike transportmodellkjøringer kan den lære seg nye sammenhenger og predikere nye utdata gitt nye inndata. Når inndata i denne predikeringen faller innenfor det man har dekket i transportmodellkjøringer skal det være mulig for en maskinlæringsmodell å gi fornuftige predikeringer også hvis de underliggende mekanismene er ikke-lineære. Dette fordi maskinlæringsmodeller er gode til å plukke opp ikke-lineariteter, og spesielle typer nevrale nettverk er også kapable til å ta hensyn til graf-strukturen av transportnettverket.

Foreløpige resultater i forskningsprosjekt Prelong (Flügel 2022, Wesenberg mfl. 2025) viser at slike modeller kan trenes og brukes til predikering av trafikkflyt gitt endringer i vegkapasitet. I prosjektet brukes MATSim (Horni mfl. 2016) som transportmodell. Resultatene krever mer validering og det må demonstreres at metodikken kan skaleres opp til et fullstendig transportnettverk.

Meta-modeller/surrogatmodeller er ment for rask predikering og åpner opp for mer brukervennlige og interaktive brukergrensnitt. Disse kan derfor være spesielt relevant for siling av ulike tiltak i en tidligfase. I «endelige» predikeringer og nytte-kostnadssammenheng vil man allikevel bruke de fulle og originale modellene. Strukturerte modeller har typisk også bedre tolkbarhet, siden årsak-virknings-mekanismer er eksplisitt, mens ML-metamodeller basert på dyp læring kan være mer av en «svart boks». Dette kan være mindre viktig i interaktive verktøy der man bare skal få en intuisjon for mulige effekter mens man for de endelige resultater ville foretrekke en mer eksplisitt beregning (selv om det tar lengre tid).

<sup>18</sup> F.eks. Jatnieks mfl. 2017

## 4.4 KI i planleggingsprosesser

Som siste tema innenfor mulig bruk av KI for strategisk transportplanlegging diskuterer vi bruk av generativ KI som støttesystem for mer effektive planleggingsprosesser og skrivebordsarbeid. Dette temaet kan diskuteres bredere med henvisning regjeringens melding om at 80 prosent av offentlige virksomheter skal ha tatt i bruk KI i løpet av 2025, og 100 prosent innen 2030.<sup>19</sup>

Forventningen til å ta i bruk KI er i hovedsak effektivisering. Et notat av Menon Economics beregnet at generativ KI (teknologien ved 2023) kan føre til betydelige effektivitetsforbedringer og at 90 prosent av alle næringene har effektivitetsgrad over 10 prosent ved bruk av KI (Menon Economics 2023).

Selv om det kan forventes store effektivitetsgevinster, så er generativ KI i dag lite brukt i Norge, i alle fall på organisasjonsnivå. En undersøkelse fra Metier fra sommeren 2023<sup>20</sup> viste at generativ KI brukes lite i Norge, og enda mindre i offentlig sektor enn i privat sektor: 81 prosent av lederne oppga at de bruker generativ KI lite eller ikke i det hele tatt. Samtidig anses produktutvikling, FoU, drift og produksjon som de områdene med størst potensial for teknologien, der over halvparten forventer å oppnå effektivitetsgevinster. Videre svarer 70 prosent at de mangler en klar strategi for bruken av generativ KI, samtidig som 84 prosent forventer at teknologien vil ha en stor eller moderat positiv effekt innen tre til fem år.

En kartlegging av bruk av KI i kommuner fra Kommunal rapport (2024) blant 155 kommunedirektører anslår at en tredjedel av kommunene har tatt KI i bruk, og at det brukes mest innenfor administrative oppgaver.

Nossum og Gyland (2023) har kartlagt muligheten for bruk av KI innenfor plan, bygg og geodata i kommuner i Norge. Det antydes stort potensial for å utvikle nasjonale språkmodeller og maskinlæringsmodeller for teknisk sektor i kommunene. Samtidig peker de på at det er teknologiske og regulatoriske hindringer for å få dette til. Regelverket og de statlige rammene må utvikles for å muliggjøre effektivisering og digitalisering av saksbehandling i kommuner og offentlig sektor generelt (Ibid). Det kan være demokratiske utfordringer i forhold til videreutvikling av rammer for implementering av KI i offentlig sektor. Nossum og Gyland (2023) fremhever **arealplanprosesser og byggesaksbehandling som egnede områder for å utforske mulighetene for bruk av kunstig intelligens.**

Agenda Kaupang viste i sin rapport (2024) at KI har potensial til å forbedre kommunenes planprosesser, saksbehandlingssystemer, samt å tolke og kommunisere planforslag. I rapporten «Barrierer og muligheter i kommunal sektors arbeid med kunstig intelligens» nevner Sopra Steria (2024) flere mulige bruksområder innen kommunal arealplanlegging. Disse bruksområdene er en del av, eller overlapper, lignende oppgaver innenfor strategisk planlegging.

KI kan anvendes i den delen av planprosessen der ulike aktører kommer med merknader og innspill til planforslag. Språkmodeller og maskinlæringsmodeller kan trenes til å bidra til å **systematisere innkomne merknader, til å vurdere og prioritere merknadene, og til å vurdere om (og hvordan) planen bør endres for å imøtekomme merknadene.** Videre kan tilpassede KI-verktøy tenkes å kunne brukes til å automatisere kommunikasjon med innbyggere og analysere omtale i medier og den offentlige debatten for å bidra til bedre forståelse og respons på publikums reaksjoner på et planforslag.

Med utvikling av nye KI-verktøy kan det også være mulig å **effektivisere produksjonen av arealplaner og reguleringsplaner.** For eksempel kan det tenkes at KI kan brukes til å tegne arealplankart, og dessuten tegne ulike alternativer av plankart som deretter kan vurderes og prioriteres av planleggere. I arkitekt-

<sup>19</sup> <https://www.regjeringen.no/no/tema/statlig-forvaltning/it-politikk/ny-nasjonal-digitaliseringsstrategi/utnyttede-mulighetene-i-kunstig-intelligens/id3054706/>

<sup>20</sup> <https://info.metier.no/last-ned-metiers-unders%C3%B8kelse-om-generativ-ai>



bransjen finnes det allerede KI-baserte tegneverktøy, for eksempel i autodesk-plattformen<sup>21</sup>, som effektiviserer konseptutvikling og utarbeiding av tekniske tegninger. Tilsvarende løsninger kan, med teknologisk utvikling, være mulige også for utarbeiding av arealplaner. Denne typen verktøy kan dessuten utvikles til å prosessere og kategorisere eksisterende data<sup>22</sup>.

Som diskutert i avsnitt 2.5 forventes det KI-agenter, dvs. Chatbot assistentsystemer som kan planlegge og gjennomføre oppgaver selvstendig. **KI-agenter tenkes å fungere som en prosjektmedarbeider** som kan ta over et bredere spekter av oppgaver, inklusive kontroll og generering av planforslag, deltakelse i (digitale) møter, kvalitetssikring, støtte beslutningstaking ved å analysere store mengder data, identifisere mønstre og foreslå optimale løsninger basert på tilgjengelig informasjon.

Vi må avvente hvor pålitelig slike KI-agenter vil være ved innføring. Regelverket og regulering i bruk av KI-agenter virker også noe uklart i skrivende stund. Det er lett å tenke seg at bruk av slike KI-agenter ikke vil bli tillatt i enkelte virksomheter, f.eks. ut fra **bekymringer om datasikkerhet**. Datasikkerhet vil styrkes når KI-agenter kan kjøres lokalt. Inntil videre forventes at KI-agenter vil ha integrasjon med skyen som alltid kommer med noen usikkerheter knyttet til datasikkerhet.

Moderne KI kommer med en del andre utfordringer. Blant kjente utfordringer er **etiske og juridiske problemstillinger** ved implementering av KI, særlig når det gjelder personvern og overholdelse av GDPR, inkludert strid med prinsipper om dataminimering, innsyn og forklarbarhet.

**Kompetanseutvikling kan også være en utfordring**, der opplæring av ansatte og eventuell rekruttering eller samarbeid med eksperter innen KI og dataanalyse kan være aktuelt. Videre kan interkommunalt samarbeid og deltakelse i nasjonale initiativer bidra til å dele ressurser og erfaringer, noe som potensielt kan effektivisere implementeringen av KI og støtte standardisering og regulering av teknologien i offentlig sektor.

---

<sup>21</sup> Spacemaker AI (<https://www.autodesk.eu/content/autodesk/global/en/products/spacemaker/overview.html>)

<sup>22</sup> Se f.eks. <https://www.kartverket.no/geodataarbeid/geovekst/geovekst-og-kunstig-intelligens-ki>

## 5 Oppsummering og anbefaling for videre arbeid

### 5.1 Oversikt over vurderingen

Figur 5.1 forsøker og gi en helhetlig oversikt over vurderingen som ble gjort i denne rapporten.

Vi starter (i figuren øverst på høyre side) med **formulering av samfunnsmålene** som utgangspunkt for transportplanlegging. En slik målformulering kan sees som en anvendelse av en (implisitt eller eksplisitt) backcasting prosess. Vi vurderer målformuleringen som en oppgave hvor KI er uegnet. Disse målene må bør samfunnsborgere selv formulere (markert derfor i oransje i figuren), ideelt sett via demokratiske prosesser, og vi burde unngå å automatisere dette.

Samfunnsmålene bør videre være utgangspunkt for **vurdering av måloppnåelse** under usikkerhet. Dette bør være i stor grad basert på systematiske modeller og prinsipper (som rammeverket til Nytt-kostnadsanalyser) og verktøy (som EFFEKT). Her er det mennesker som tar i bruk klassiske tilnæringer som er forholdsvis godt tolkbart og forklarbart. KI og maskinlæring er heller ikke en naturlig tilnærming for dette.

Vurdering av forventet oppnåelse av samfunnsmålene bør være styrende for **beslutninger** for prioritering. Igjen bør denne oppgaven være forbeholdt menneskene.

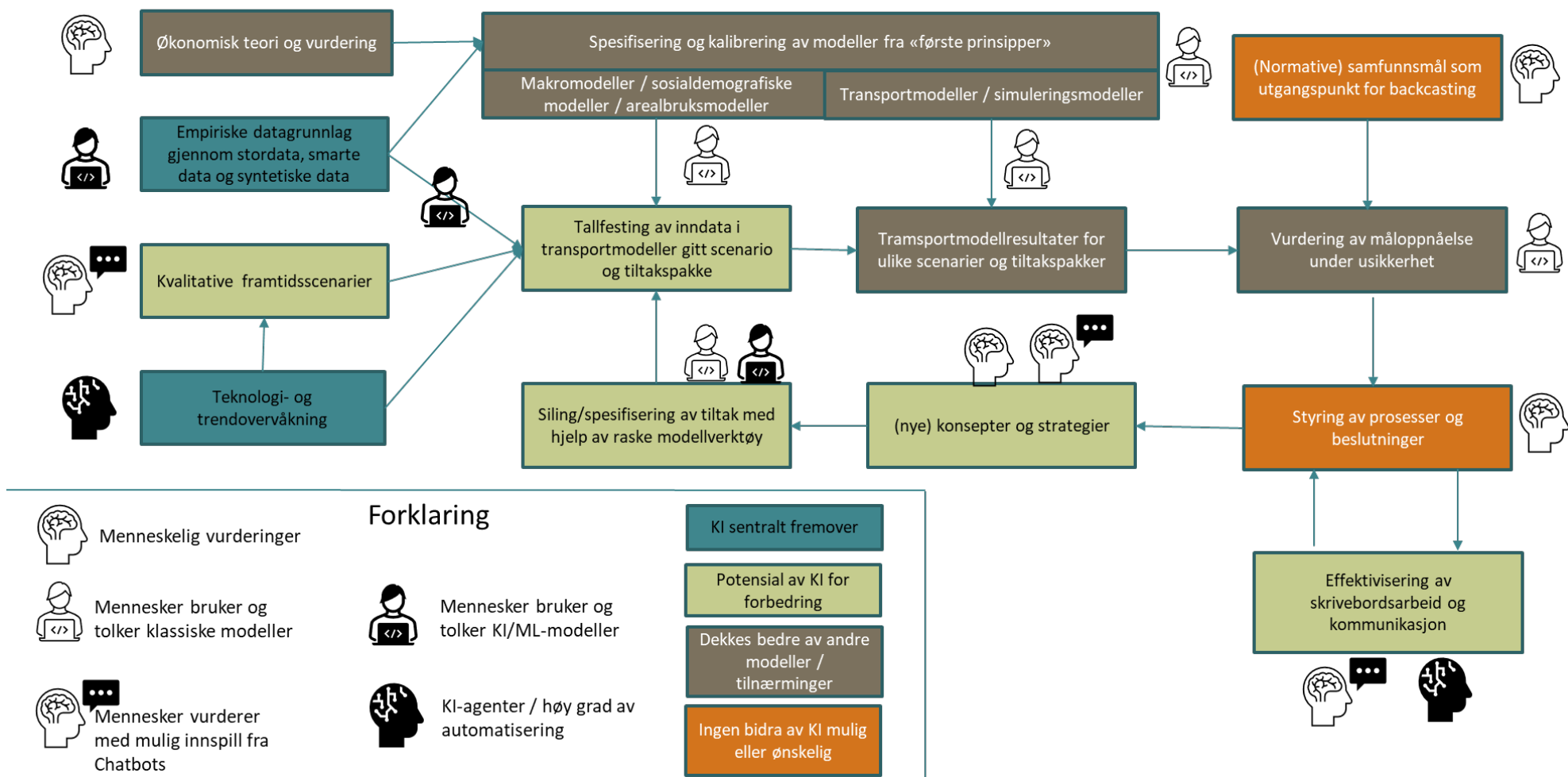
Prioriteringer må iverksettes i planleggingsprosesser og i denne forbindelse ser vi betydelig potensial for KI systemer til å **effektivisere skrivebordsarbeid og kommunikasjon** (boks på høyre siden helt til nederst). For noen oppgaver kan KI brukes som verktøy av mennesker, mens andre oppgaver kan trolig automatiseres i større grad. Selv om innfasing av KI kan ta tid og kan være forbundet med utfordringer og risiko, virker dette som en «naturlig» videreutvikling og konsistent med regjeringens ønske om å ta bruk av KI i alle offentlige etater på sikt.

Ved en backcastingtilnærming er det viktig å oppdatere og fornye strategier iterativt for å sikre størst mulig sjans for måloppnåelse også under endrete rammebetingelser. **Nye konsepter** for tiltak og strategier bør komme fra mennesker, men vi ser muligheter for å bruke (resonnerende) språkmodeller til å finne logiske og – ved behov – kreative nye løsninger.

Strategier må dekomponeres i et sett av tiltak. Ved **siling av aktuelle tiltak** kan det være et behov for noen foreløpige effektberegninger og prediksjoner. Raskere versjoner av RTM er i utvikling for dette behovet. I tillegg kan det ligge muligheter med maskinlæringsmodeller, som meta-modeller beskrevet i denne rapporten.

Når det gjelder etablering av **framtidsscenarioer** relevant for transportplanlegging ser vi for oss at språkmodeller kan brukes som idemyldringspartner (med menneskene i førersetet), mens den integrerte oppgaven av trend- og teknologiovervåking kan automatiseres i stor grad.

## Vurdering av forbedringspotensial av KI og maskinlæring i backcasting med kvantitative tiltaksanalyse



Figur 5.1: Oppsummeringsfigur over vurderinger gjort i prosjektet.

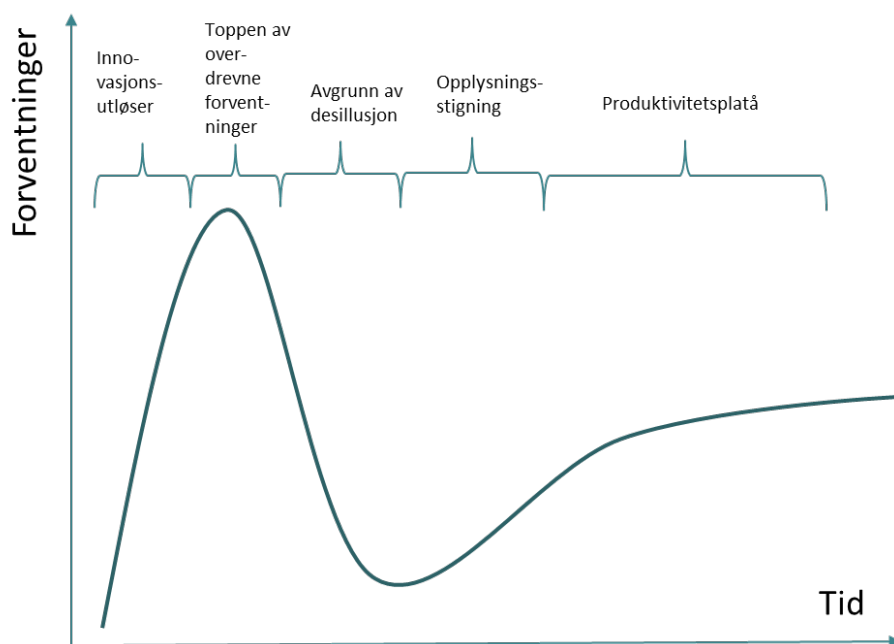
Maskinlæring forventes å ha en sentral rolle i etablering av bedre empiriske datagrunnlag for spesifisering og kalibrering av modeller. Det gjelder både makromodeller/arealbruksmodeller og transportmodeller som omtales som «modeller fra første prinsipper» i denne rapporten. Disse modellene bygger på økonomisk teori som typisk er tolket av mennesker (boks øverst til venstre i figur 5.1).

Vi har vurdert om maskinlæringsmodeller kan erstatte «modeller fra første prinsipper». Siden maskinlæringsmodeller typisk ikke er særlig egnet for langsiktige prognoser og kontrafaktiske analyser, **tror vi ikke at makroøkonomiske modeller og transportmodeller kan erstattes av kunstig intelligens**. Muligheter å kombinere transportmodeller og KI (utover bedre datagrunnlag) anses som kommende forskningsfront og bør utredes videre.

## 5.2 Diskusjon: Om overforventning og modenhet av dagens teknologi

Et viktig diskusjonspunkt for bruk og betydning av ny teknologi på ulike anvendelsesområder er tidsaspektet. Når er dyp-læring og generativ KI moden nok til å brukes aktivt i strategisk transportplanlegging?

I forbindelse med dette spørsmålet refereres gjerne til overforventninger og modenhet («produktivetsplatå») i «Gartner Hype cycle» (figur 5.2).



Figur 5.2: Fra overforventning til modenhet (Gartner Hype Cycle).

Gartner-syklusen for teknologiens forventningskurve har likheter med Amaras regel som sier: “We tend to overestimate the effect of a technology in the short run and underestimate the effect in the long run”.<sup>23</sup> Overestimering på kort sikt tilsvarer "toppen av overdrevne forventninger" i Gartner's hype-syklus, der overdrevet optimisme rundt teknologiens potensial speiler Amaras observasjon av overestimering. Underestimering på lang sikt samsvarer med "produktivetsplatå" i hype-syklusen, hvor teknologiens langsiktige og transformativ innvirkning blir tydelig etter den innledende hypen og den påfølgende skuffelsen, og gjerne langt overgår tidligere skepsis. Generativ KI var på toppen av hype-syklusen i

<sup>23</sup> [Roy Amara - Wikipedia](#)

2023<sup>24</sup> og allerede på vei ned i «dalen av nøkternhet» i 2024<sup>25</sup>. Ifølge Gartners analyse vil det ta 2-5 år til før generativ KI som teknologi oppnår sitt fulle og stabile potensial.

Det er ikke bare tekniske grunner for det (at teknologien fortsatt er noe umoden for noen oppgaver), men ikke minst fordi det tar tid for ansatte å omstille seg. I tillegg kan omstillingen på systemnivå (f.eks. innenfor en virksomhet eller bedrift) ta lenger tid enn på individnivå. Enkelte ansatte kan være flinke å ta i bruk ny teknologi, men endring av prosesser og arbeidsflyter på tvers av personer kan ta mye lenger tid.<sup>26</sup> Vi viser til den rike litteraturen om teknologispredning og teorien av flernivåperspektivet (Geels 2011).

### 5.3 Diskusjon: utsikt på en fremtid med AGI

Kunstig generell intelligens (AGI) beskrives som fremtidige avanserte KI-systemer som kan løse et bredt spekter av kognitive oppgaver, inkludert det å lære nye ferdigheter, på nivå med mennesker. Det finnes imidlertid verken en enhetlig definisjon eller en empirisk test for AGI, noe som gjør det utfordrende å anslå når AGI kan bli en realitet. Dette er nærmere diskutert i vedlegget basert på TØI-notatet av Flügel og Wangsness (2025).

Selv om forventningene til AGI er høye (AGI plasseres trolig mellom «Innovasjonsutløser» og «Toppen av overdrevet forventning» i Gartners hype-syklus i starten av 2025), er det ikke urealistisk å anta at AGI kan bli en realitet innen en relativt kort tidshorison, for eksempel 3–10 år.

En implikasjon av AGI er at mange, om ikke alle, oppgaver som utføres av fjernarbeidere<sup>27</sup>, potensielt kan automatiseres. Innen transportplanlegging vil en fremtidig AGI-agent for eksempel kunne lære seg å sette opp transportmodeller, gjennomføre modellkjøringer, analysere resultater og formidle funnene til transportplanleggere gjennom skriftlige rapporter eller digitale møter. Dette kan øke kapasiteten til å gjennomføre analyser, spesielt der menneskelige ressurser er en flaskehals. Samtidig må det diskuteres hvordan teknologien skal iverksettes og reguleres, ettersom det kan være områder hvor menneskelig beslutningstaking fortsatt bør prioriteres, uavhengig av teknologiske muligheter.

Selv med superintelligens og tilgang til omfattende historisk data, er det lite sannsynlig at AGI vil kunne predikere langsiktige effekter eller kontrafaktiske scenarier uten å bruke eksterne modeller, som strategiske transportmodeller eller simuleringsverktøy<sup>28</sup>. Transportsystemer er komplekse og delvis kaotiske, noe som gjør nøyaktige prediksjoner umulige. Dette skyldes at mange prosesser ikke er beregningsmessig reduserbare («computational irreducibility»), og dermed må simuleres i full skala for å forutse effekter – noe som selv detaljerte digitale tvillinger ikke vil kunne håndtere helt.

---

<sup>24</sup> <https://www.gartner.com/en/articles/what-s-new-in-the-2023-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies>

<sup>25</sup> <https://www.gartner.com/en/articles/hype-cycle-for-emerging-technologies>

<sup>26</sup> En god diskusjon finnes her: [AI in organizations: Some tactics - by Ethan Mollick](#)

<sup>27</sup> Fjernarbeider refererer til en person som jobber eksternt, altså utenfor en tradisjonell kontorplass. Dette kan innebære arbeid fra hjemmet, coworking-spaces eller andre steder, ofte ved bruk av digitale verktøy for kommunikasjon og samhandling.

<sup>28</sup> Og intuitivt vil det, økonomisk og beregningsteknisk, ikke lønne seg å implementere en transportsimuleringsmodeller i hjernen til en AGI. Merk at en simuleringsmodell ofte lar seg ikke parallelisere og er dermed ikke godt egnet til GPU-maskinvare som vil trolig være sentrale i AGI-systemer. Det virker derimot logisk at en AGI vil - i prinsippet - kunne forbedre spesifiseringen og kalibreringen av transportmodeller med et automatisert arbeidsopplegg som AGI-systemet muligens finner opp selv og optimalisere over tid basert på forsterket trening.

En vellykket implementering av AGI vil trolig påvirke arbeidshverdagen for mange kontorarbeidere, inkludert transportplanleggere. Det ser imidlertid ut til at vi i dag er lite forberedt på denne utviklingen. Et viktig første skritt kan være å øke forståelsen av dagens KI, noe denne rapporten har hatt som mål å bidra til.

## 5.4 Videre kunnskapsbehov

Denne rapporten har forsøkt å gi en første kartlegging av muligheter og begrensninger ved bruk av kunstig intelligens for strategisk transportmodellering og planlegging. Det er imidlertid mange åpne spørsmål som bør undersøkes videre, og oppfølgingsprosjekter bør igangsettes for å fordype seg i spesifikke muligheter.

Når det gjelder implementering av KI som verktøy i arbeidslivet, er det viktig å forstå bedre hvilke barrierer som hindrer adopsjon av KI i organisasjoner. Manglende kunnskap og opplæring i KI kan være en betydelig hindring, noe som kan motivere til å **prioritere videreutdanning** av ansatte.

Flere forskningsspørsmål er verdt å utforske videre. **Hvordan maskinlæring kan kombineres med klassiske transportmodeller** er et sentralt tema for å forbedre kvantitative metoder. I tillegg bør potensialet som ligger i kombinasjonen av simuleringsmodeller, forsterket læring og generative agenter undersøkes nærmere. Med dagens beregningskapasitet og teknologi er det mulig å gjennomføre store samfunns-simuleringer i digitale tvillinger, noe som kan bane vei for fremtidens transportmodeller som i større grad etterligner virkelige prosesser.

Språkmodeller og generativ KI har også mange mulige **anvendelser innen kvalitative analyser**, inkludert idemyldring, scenarioutvikling og skrivehjelp. Likevel mangler det en klar «best-practice» på dette området. Ytterligere forskning og eksperimentering kan være nødvendig for å forstå hvordan samspillet mellom KI og mennesker best kan organiseres.

Med den raske teknologiske utviklingen er det en risiko for at forskningen – inkludert denne rapporten – raskt blir utdatert. Det kan derfor være hensiktsmessig å jobbe kontinuerlig med denne problemstillingen. Gitt de potensielt store endringene og samfunnsforstyrrelsene som avansert KI kan medføre, virker det fornuftig å sette av **ressurser til å følge utviklingen og identifisere nye forbedringsmuligheter** som kunstig intelligens muliggjør.

## Referanser

- Afandizadeh, S., Abdolahi, S., & Mirzahosseini, H. (2024). Deep Learning Algorithms for Traffic Forecasting: A Comprehensive Review and Comparison with Classical Ones. *Journal of Advanced Transportation*, 2024(1), 9981657. <https://doi.org/https://doi.org/10.1155/2024/9981657>
- Agenda Kaupang (2024). *Kartlegging av behov for forskning innen areal- og samfunnsplanlegging, kart og geodata*.
- Altman, S. (2024). The Intelligence Age. <https://ia.samaltman.com/>
- Altman, S. (2025). Reflections. <https://blog.samaltman.com/reflections>
- Amadei, D. (2024). Machines of Loving Grace - How AI Could Transform the World for the Better.
- Arkoudi, I., Golssefidi, A. H., Lahoz, L. T., & Pereira, F. C. (2023, 24-28 Sept. 2023). Predicting Trip Activities and Modes Using Long Short-Term Memory Models and Geospatial Representations. 2023 IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)
- Aschenbrenner, L. (2024). *Situational awareness: The decade ahead*.
- Chan, R. K. C., Lim, J. M.-Y., & Parthiban, R. (2023). Missing traffic data imputation for artificial intelligence in intelligent transportation systems: review of methods, limitations, and challenges. *IEEE Access*, 11, 34080-34093.
- Chang, H.-F., & Li, T. (2024). A Framework for Collaborating a Large Language Model Tool in Brainstorming for Triggering Creative Thoughts. *arXiv preprint arXiv:2410.11877*.
- Chaturvedi, V., & de Vries, W. T. (2021). Machine Learning Algorithms for Urban Land Use Planning: A Review. *Urban Science*, 5(3), 68. <https://www.mdpi.com/2413-8851/5/3/68>
- Chollet, F. (2021). *Deep learning with Python*. simon and schuster.
- Chollet, F. (2024). OPENAI O3 BREAKTHROUGH HIGH SCORE ON ARC-AGI-PUB. <https://arcprize.org/blog/oai-o3-pub-breakthrough>
- Christiano, P. F., Leike, J., Brown, T., Martic, M., Legg, S., & Amodei, D. (2017). Deep reinforcement learning from human preferences. *Advances in neural information processing systems*, 30.
- de la Torre, R., Corlu, C. G., Faulin, J., Onggo, B. S., & Juan, A. A. (2021). Simulation, Optimization, and Machine Learning in Sustainable Transportation Systems: Models and Applications. *Sustainability*, 13(3), 1551. <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/3/1551>
- Feng, T., Jin, C., Liu, J., Zhu, K., Tu, H., Cheng, Z., Lin, G., & You, J. (2024). How Far Are We From AGI. *arXiv preprint arXiv:2405.10313*.
- Flügel, S., Halse, A. H., Weber, C., & Ellis, I. O. (2022). *Valuation based on Big Data and revealed preference data: An assessment for Norwegian transport appraisal*. TØI-rapport 1882/2022
- Flügel, S. (2022). *Using machine learning to generate an agent-based travel demand representation for the greater Oslo region*. <https://www.youtube.com/watch?v=UvAVIUwllv4&t=660s>
- Flügel, S., Weber, C., Klommestein, S. S., Korsmo, J., & Kielland, A. (2024). *Towards activity-based demand modelling for the Greater Oslo Area - Using machine learning to predict travel mode choice and activity plans* TØI-rapport 2065/2024
- Flügel, S., & Wangsness, P. B. (2025). *Scenarier for generell kunstig intelligens og mulige konsekvenser på transportbehovet*, TØI arbeidsdokument 52153-2025. Transportøkonomisk institutt.



- Flügel, S. (2025). *The role of AI in strategic transport planning*. Webinar available on YouTube <https://www.youtube.com/watch?v=xH8Gk9BUjx4>
- Geels, F. W. (2011). The multi-level perspective on sustainability transitions: Responses to seven criticisms. *Environmental innovation and societal transitions*, 1(1), 24-40.
- Gharbi, I., Taia-Alaoui, F., Fourati, H., Vuillerme, N., & Zhou, Z. (2024). Transportation Mode Detection Using Learning Methods and Self-Contained Sensors: Review. *Sensors*, 24(22), 7369. <https://www.mdpi.com/1424-8220/24/22/7369>
- Goertzel, B. (2014). Artificial general intelligence: concept, state of the art, and future prospects. *Journal of Artificial General Intelligence*, 5(1), 1.
- Goertzel, B., & Pennachin, C. (2007). *Artificial general intelligence* (Vol. 2). Springer.
- Good, I. J. (1966). Speculations concerning the first ultraintelligent machine. In *Advances in computers* (Vol. 6, pp. 31-88). Elsevier.
- Grace, K., Stewart, H., Sandkühler, J. F., Thomas, S., Weinstein-Raun, B., & Brauner, J. (2024). Thousands of AI authors on the future of AI. *arXiv preprint arXiv:2401.02843*.
- Grue, B., Landa-Mata, I., & Flotve, B. L. (2021). *Den nasjonale reisevaneundersøkelsen 2018/19 - nøkkelrapport*.
- Horni, A., Nagel, K., & Axhausen, K. W. (2016). Introducing matsim. In *The multi-agent transport simulation MATSim* (pp. 3-7). Ubiquity Press.
- Hollmann, N., Müller, S., Purucker, L., Krishnakumar, A., Körfer, M., Hoo, S. B., Schirrmeister, R. T., & Hutter, F. (2025). Accurate predictions on small data with a tabular foundation model. *nature*, 637(8045), 319-326. <https://doi.org/10.1038/s41586-024-08328-6>
- Huang, R., Huang, C., Liu, Y., Dai, G., & Kong, W. (2020). LSGCN: Long short-term traffic prediction with graph convolutional networks. *IJCAI*
- Jatnieks, J., De Lucia, M., Dransch, D., & Sips, M. (2016). Data-driven surrogate model approach for improving the performance of reactive transport simulations. *Energy Procedia*, 97, 447-453.
- Jernbanedirektoratet. (2022). *Trendovervåkning Overvåkning av trender, drivkrefter og utviklingstrekk*.
- Jones, C. R., & Bergen, B. K. (2024). People cannot distinguish GPT-4 from a human in a Turing test. *arXiv preprint arXiv:2405.08007*.
- Kahneman, D. (2011). Thinking, fast and slow. *Farrar, Straus and Giroux*.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25.
- Kober, J., Bagnell, J. A., & Peters, J. (2013). Reinforcement learning in robotics: A survey. *The International Journal of Robotics Research*, 32(11), 1238-1274.
- Korinek, A. (2023). Scenario planning for an A (G) I future. *Finance and Development*, 60(4), 30-33.
- Korinek, A., & Suh, D. (2024). *Scenarios for the Transition to AGI*.
- Kommunal rapport (2024). En av tre kommuner har tatt i bruk kunstig intelligens. Én av tre kommuner har tatt i bruk kunstig intelligens (kommunal-rapport.no)
- Kristensen, N. B., Flügel, S., Hovi, I. B., Madslie, A., Wangsness, P. B., Hansen, W., Halse, A. H., Steinsland, C., & Johansen, B. G. (2024). *Transporttetterspørsmål ved fremsyn og backcasting - Vurdering av etablerte transportmodeller og andre verktøy* (TØI-rapport 2051/2024).
- Kurzweil, R. (2000). *The age of spiritual machines: When computers exceed human intelligence*. Penguin.

- Menon Economics. (2023). Notat. KI: Betydning for arbeidsstyrken. En analyse av potensialet for kunstig intelligens-drevet effektivisering i norsk næringsliv. <https://www.menon.no/wp-content/uploads/2023-127-KI-Betydning-for-arbeidsstyrken-1.pdf>
- Metier. (2023). Bruk av Generativ AI i Norge. <https://info.metier.no/last-ned-metiers-unders%C3%B8kelse-om-generativ-ai>
- Norconsult (2024) Bruk av metoder og modeller til å vurdere fremtidig etterspørsel med fremsynsmetoder Rapport: Bruk av metoder og modeller for å vurdere fremtidig etterspørsel med fremsynsmetoder – kunnskapsgrunnlag og veivalg - Norconsult
- Legg, S. (2008). Machine super intelligence.
- Legg, S., & Hutter, M. (2007). A collection of definitions of intelligence. *Frontiers in Artificial Intelligence and applications*, 157, 17.
- Li, Y., Chai, S., Ma, Z., & Wang, G. (2021). A Hybrid Deep Learning Framework for Long-Term Traffic Flow Prediction. *IEEE Access*, 9, 11264-11271. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3050836>
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5, 115-133.
- Memmert, L., & Tavanapour, N. (2023). Towards human-AI-collaboration in brainstorming: Empirical insights into the perception of working with a generative AI.
- Mueller, M. (2024). The Myth of AGI. *Internet Governance Project*.
- Norconsult. (2024). *Bruk av metoder og modeller til å vurdere fremtidig etterspørsel med fremsynsmetoder - Kunnskapsgrunnlag og veivalg*. Norconsult rapport: R-52407323-1
- Nossum, Alexander S. og Lars Fredrik Gyland (2023). KartAI: Effektivisering av byggesaker med kunstig intelligens. *Stat og Styring*, Vol 33., Iss. 3. <https://www.idunn.no/doi/10.18261/stat.33.3.5>
- Rocco di Torrepadula, F., Napolitano, E. V., Di Martino, S., & Mazzocca, N. (2024). Machine Learning for public transportation demand prediction: A Systematic Literature Review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 137, 109166. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109166>
- Patil, D., Rane, N., Rane, J., & Paramesha, M. (2024). Artificial intelligence and generative AI, such as ChatGPT, in transportation: Applications, technologies, challenges, and ethical considerations. *Trustworthy Artificial Intelligence in Industry and Society*, 185-232.
- Park, No, Choi, Kim (2023). Development of an AI advisor for conceptual land use planning. *Cities*, 138. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2023.104371>
- Phan, L., Khoja, A., Mazeika, M., & Hendrycks, D. (2024). *LLMs Are Superhuman Forecasters*. [https://drive.google.com/file/d/1Tc\\_xY1NM-US4mZ4OpzxrTudyo1W4KsE/view](https://drive.google.com/file/d/1Tc_xY1NM-US4mZ4OpzxrTudyo1W4KsE/view)
- Rekdal, J., Larsen, O. I., Hamre, T. N., Malmin, O. K., Hulleberg, N., Flügel, S., & Madslie, A. (2021). *Etablering av etterspørselsmodell for korte personreiser. Teknisk dokumentasjon fra estimeringen*.
- Rocco di Torrepadula, F., Napolitano, E. V., Di Martino, S., & Mazzocca, N. (2024). Machine Learning for public transportation demand prediction: A Systematic Literature Review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 137, 109166. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109166>
- Sagar, T. (2017). *Fremsynsmetoder* Concept-rapport Issue. 0a98fe5b-33f5-4252-b243-6b36b6a892d9
- Shanahan, M. (2015). *The Technological Singularity*. MIT Press.

- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of big data*, 6(1), 1-48.
- Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., Hubert, T., Baker, L., Lai, M., & Bolton, A. (2017). Mastering the game of go without human knowledge. *Nature*, 550(7676), 354-359.
- Sopra Steria (2024). Barrierer og muligheter i kommunal sektors arbeid med kunstig intelligens.
- Sterri, A. B., Eidesvik, A., Volan, J., Wulff Wold, J., & Skjelbred, P. (2024). Vil KI-veksten fortsette? - Skaleringslovene som driver KI-utviklingen. [https://cdn.prod.website-files.com/64a1a409bd714bed5921f722/6756b84e307465d0d41bf345\\_Langsikt-notat.%20Vil%20KI-veksten%20fortsette.pdf](https://cdn.prod.website-files.com/64a1a409bd714bed5921f722/6756b84e307465d0d41bf345_Langsikt-notat.%20Vil%20KI-veksten%20fortsette.pdf)
- Sun, H., Chen, Y., Wang, Y., & Liu, X. (2023). Trip purpose inference for tourists by machine learning approaches based on mobile signaling data. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 14(2), 923-937. <https://doi.org/10.1007/s12652-021-03346-y>
- Turing, A. M. (1950). COMPUTING MACHINERY AND INTELLIGENCE. *Mind*, LIX(236), 433-460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>
- Traub, B., Inspira, A., Traub, I., Oravec, J. A., Peper, P., & Thurman, P. W. Modeling the AI-Driven Age of Abundance: Applying the Human-to-AI Leverage Ratio (HAILR) to Post-Labor Economics.
- Tørset, T., Malmin, O. K., Flaata, E. H., & Hjelkrem, O. A. (2022). *Cube – Regional persontransportmodell versjon 4.4*
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. *Advances in neural information processing systems*.
- Wang, X., Zhu, X., Anwar, M. K., Meng, Q., & Zhong, N. (2024). Evaluating the role of AI and empirical models for predicting regional economic growth and transportation dynamics: An application of advanced AI approaches. *International Journal of Transportation Science and Technology*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijst.2024.08.007>
- Xu, H., Omitaomu, F., Sabri, S., Li, X., & Song, Y. (2024). Leveraging Generative AI for Smart City Digital Twins: A Survey on the Autonomous Generation of Data, Scenarios, 3D City Models, and Urban Designs. *arXiv preprint arXiv:2405.19464*.

## Vedlegg: Om definisjon og tidsaspektet av AGI

Dette vedlegget er direkte basert på Flügel og Wangsness (2025). Vi har kortet ned og gjort mindre endringer i teksten for bedre lesbarhet.

### Hva er kunstig generell intelligens (AGI)?

Uttrykket "AGI" (Artificial General Intelligence) ble popularisert av Ben Goertzel (Goertzel og Pennachin, 2007; Goertzel, 2014) som en beskrivelse av KI-systemer som kan generalisere og tilpasse seg et bredt spekter av problemstillinger, på samme måte som menneskers evne til å lære og løse komplekse oppgaver. Begrepet AGI har betydelig overlapp med andre konsepter som "spiritual machines" (Kurzweil 2000), "ultraintelligent machines" (Good 1965) og "thinking machines" (Turing 1950). Videre bygger relaterte begreper som "universal machine intelligence" (Legg 2008), "superintelligence" (Bostrom 2014), «High-Level Machine Intelligence» (Grace mfl. 2024) og "technological singularity" (Kurzweil 2000; Shanahan 2015) på lignende ideer.

Det finnes imidlertid ingen enhetlig definisjon av "Artificial General Intelligence". Utfordringen ligger i det grunnleggende begrepet "intelligens", som har mange ulike definisjoner (se for eksempel Legg og Hutter (2007)). En praktisk definisjon av intelligens er evnen til å løse oppgaver. Den "kunstige" delen av AGI kan forstås som det motsatte av "biologisk" eller «skapt av evolusjon», mens "generell" refererer til en bredere evne til å løse mange ulike oppgaver, i motsetning til "spesifikke" eller "smale" oppgaver. Generell intelligens innebærer også evnen til å lære nye oppgaver og tilpasse seg ukjente situasjoner.

Et viktig skille kan gjøres mellom "digital AGI", som kun løser kognitive oppgaver og opererer gjennom digitale systemer, og "fysisk AGI", som også kan utføre oppgaver i det fysiske rommet. Denne distinksjonen har betydning for hvilke arbeidsoppgaver og stillinger AGI kan erstatte. Mens en digital AGI kan fungere som en fjernarbeider, som samarbeider med mennesker via digitale plattformer, vil et fysisk AGI-system kunne ta over oppgaver som krever fysisk interaksjon, som arbeid på fabrikker eller i transport/logistikk. Dette skillet er avgjørende for å forstå hvordan AGI kan påvirke ulike bransjer og roller.

I dette notatet er det mest relevant å undersøke hvordan aktører som utvikler AGI-teknologi, definerer konseptet. To av de ledende selskapene i dette feltet er OpenAI og Google DeepMind.

OpenAIs vedtekter sier:

*“OpenAI’s mission is to ensure that artificial general intelligence (AGI)—by which we mean highly autonomous systems that outperform humans at most economically valuable work—benefits all of humanity.”*

Her definerer OpenAI AGI som systemer som kan overgå mennesker i å utføre økonomisk verdifulle oppgaver, med en implisitt vektlegging på kognitive arbeidsoppgaver. På denne måten legges det vekt på ytelse og autonomi som sentrale kjennetegn ved AGI.

CEO i OpenAI Sam Altman har i det siste ved flere anledninger nevnt at han ikke er helt fornøyd med AGI konseptet og definisjonen og istedenfor foreslått et nivåsystem for KI-systemer som brukes som en «roadmap» for OpenAI.

- Nivå 1                      Chatbots, KI med holde en samtale
- Nivå 2                      Resonnører, problemløsning på menneskelig nivå
- Nivå 3                      Agenter, systemer som kan utføre handlinger
- Nivå 4                      Innovatører, KI som kan hjelpe til med oppfinnelser
- Nivå 5                      Organisasjoner, KI som kan utføre arbeidet til en organisasjon

I et intervju i oktober 2024 forklarte Sam Altman<sup>29</sup> hvorfor han foretrekker dette nivåsystem fremfor AGI-konseptet:

*[...] Vi prøver å slutte å snakke om AGI som en generell ting, og vi har dette rammeverket med nivåer, fordi ordet AGI har blitt så overbelastet. [...] Vi bruker ett nivå for chatboter, to for resonnements-systemer, tre for agenter, fire for innovatører og fem for organisasjoner. [...] Vi tror vi har tydelig nådd nivå 2 med o1. Og det kan utføre ganske imponerende kognitive oppgaver. Det er en veldig smart modell. Den føles ikke AGI-aktig på noen viktige måter, men jeg tror at hvis vi bare tar det neste skrittet for å gjøre den, du vet, veldig agent-lik, som er vårt nivå 3, og som jeg tror vi vil kunne gjøre i den ikke altfor fjerne fremtiden, vil den føles overraskende kapabel. Det er fortsatt sannsynligvis ikke noe som de fleste av dere ville kalle en AGI [...] spranget fra det til noe som virkelig kan øke hastigheten på nye vitenskapelige oppdagelser, som for meg er en veldig viktig del av å ha en AGI, føler jeg meg litt mindre sikker på, men ikke en lang tid. [...] De neste to årene, tror jeg, vil innebære svært bratt fremgang. [...] Og det faktum at definisjonene [av AGI] betyr så mye [for å kunne avgjøre om vi har nådd det], betyr på en måte at vi nærmer oss.*

Vedtektene til Google Deepmind spesifiserer ikke AGI, men nobelprisvinneren Demis Hassabis, leder for Google DeepMind, har alltid nevnt målet om AGI som kjernen i selskapets arbeid. Han beskriver AGI som systemer som kan utføre enhver intellektuell oppgave som mennesker kan, med evne til å resonnerer, generalisere og tilpasse seg ulike domener.

Google DeepMind sitt anvendte rammeverk for AGI er beskrevet i Morris mfl. (2023). Dette rammeverket har en noe annerledes tilnærming til definisjonen av AGI sammenlignet med OpenAI og legger ikke vekt på økonomisk lønnsomhet. I sitt rammeverk beskriver GoogleDeepMind AGI som et system som oppnår "menneskelignende intelligens" ved å kunne utføre oppgaver på tvers av ulike domener med høy grad av både generalitet og ytelse. De introduserer et nivåbasert system for å klassifisere AGI, der systemene vurderes ut fra deres bredde (generell evne) og dybde (oppgaveprestasjon). Dette rammeverket skiller mellom ulike stadier, fra "Emerging AGI" – systemer med begynnende generaliseringskapasitet – til "Superhuman AGI," som konsekvent overgår menneskelig ytelse på tvers av nesten alle områder (Figur V1).

---

<sup>29</sup> Det fullstendige svaret av Sam Altman (på Engelsk) på spørsmålet hvor nær vi er AGI: You know, we used to, every time we finished a system, we would say like, in what ways is this not an AGI? And it used to be like very easy. You kind of, like make a little robotic hand that does a Rubik's Cube or a Dotabod, and it's like, it does some things, but definitely not an AGI. It's obviously harder to say now, and so we're trying to like stop talking about AGI as this general thing, and we have this levels framework, because the word AGI has become so overloaded. So like real quickly, we use one for chatbots, two for reasoners, three for agents, four for innovators, and five for organizations, like roughly. I think we clearly got to Level 2, or we believe we clearly got to Level 2, with o1. And it, you know, can do really quite impressive cognitive tasks. It's a very smart model. It doesn't feel AGI-like in a few important ways, but I think if you just do the one next step of making it, you know, very agent-like, which is our Level 3, and which I think we will be able to do in the not-distant future, it will feel surprisingly capable. Still probably not something that most of you would call an AGI, though, maybe some of you would, but it's going to feel like, all right, this is like a significant thing. And then the leap -- and I think we do that pretty quickly, the leap from that to something that can really increase the rate of new scientific discovery, which for me is like a very important part of having an AGI, I feel a little bit less certain on that, but not a long time. Like I think all of this now is going to happen pretty quickly, and if you think about what happened from last DevDay to this one, in terms of model capabilities, and you're like -- I mean, if you go look at like -- if you go from like o1 on a hard problem back to like 4 Turbo that we launched 11 months ago, you'll be like, "Wow, this is happening pretty fast." And I think the next year will be very steep progress. The next two years, I think, will be very steep progress. Harder than that, harder to see with a lot of certainty, but I would say like not very, and at this point, the definitions really matter. And the fact that the definitions matter this much somehow means we're like getting kind of close to AGI. Kilde: <https://www.youtube.com/watch?v=eaS0omKFZhQ&t=46s>

### Levels of AGI

Performance (rows) x Generality (columns)	Narrow <i>clearly scoped task or set of tasks</i>	General <i>wide range of non-physical tasks, including metacognitive abilities like learning new skills</i>
<b>Level 0: No AI</b>	<b>Narrow Non-AI</b> calculator software; compiler	<b>General Non-AI</b> human-in-the-loop computing, e.g., Amazon Mechanical Turk
<b>Level 1: Emerging</b> <i>equal to or somewhat better than an unskilled human</i>	<b>Emerging Narrow AI</b> GOFAI <sup>4</sup> ; simple rule-based systems, e.g., SHRDLU (Winograd, 1971)	<b>Emerging AGI</b> ChatGPT (OpenAI, 2023), Bard (Anil et al., 2023), Llama 2 (Touvron et al., 2023)
<b>Level 2: Competent</b> <i>at least 50th percentile of skilled adults</i>	<b>Competent Narrow AI</b> toxicity detectors such as Jigsaw (Das et al., 2022); Smart Speakers such as Siri (Apple), Alexa (Amazon), or Google Assistant (Google); VQA systems such as PaLI (Chen et al., 2023); Watson (IBM); SOTA LLMs for a subset of tasks (e.g., short essay writing, simple coding)	<b>Competent AGI</b> not yet achieved
<b>Level 3: Expert</b> <i>at least 90th percentile of skilled adults</i>	<b>Expert Narrow AI</b> spelling & grammar checkers such as Grammarly (Grammarly, 2023); generative image models such as Imagen (Saharia et al., 2022) or Dall-E 2 (Ramesh et al., 2022)	<b>Expert AGI</b> not yet achieved
<b>Level 4: Virtuoso</b> <i>at least 99th percentile of skilled adults</i>	<b>Virtuoso Narrow AI</b> Deep Blue (Campbell et al., 2002), AlphaGo (Silver et al., 2016, 2017)	<b>Virtuoso AGI</b> not yet achieved
<b>Level 5: Superhuman</b> <i>outperforms 100% of humans</i>	<b>Superhuman Narrow AI</b> AlphaFold (Jumper et al., 2021; Varadi et al., 2021), AlphaZero (Silver et al., 2018), StockFish (Stockfish, 2023)	<b>Artificial Superintelligence (ASI)</b> not yet achieved

Figur V1: Nivåer av AGI i rammeverk til Google (Morris mfl. 2023)

Vi ser at ChatGPT fra 2023 anses som «emergent AGI», som er omtrent like god som utrente mennesker på et bredt spekter av ikke-fysiske oppgaver.

En fordel med denne tilnærmingen er at man kan – i prinsippet – måle hvor godt ulike nivåer av AGI oppnås, basert på ulike tester ved å sammenligne hvordan KI-systemer presterer sammenlignet med mennesker, enten utrente personer eller eksperter. Noen anvendte tester («benchmarks») er diskutert i neste avsnitt.

### Hvor langt unna er dagens KI fra AGI?

Når vi omtaler «dagens KI» bør vi skille mellom KI-systemer som er tilgjengelig for en bred offentlighet (evt. mot betaling) og KI-systemer som er annonsert, men ikke enda sluppet ut på markedet.

Tabell V1 gir en kortfattet oversikt over de nyeste modellene fra de fem av de mest kjente (vestlige) KI-bedriftene.<sup>30</sup>

<sup>30</sup> Av de kinesiske KI-bedrifter virker det at bedrift DeepSeek med modell «DeepSeek-V3» har for tiden ledelsen. Modellen er rangert som nummer 7 i rangeringen på Chat-Arena-Leaderbord (<https://huggingface.co/spaces/lmarena-ai/chatbot-arena-leaderboard>). I januar 2025 lanserte DeepSeek også en åpen-kilde resonneringsmodell som virker være på høyde med OpenAI sin o1 modeller (men ikke med o3).



Tabell V1: Dagens (Januar 2025) beste KI-systemer fra fem av de mest kjente KI-bedriftene

Bedrift	Tilgjengelig (januar 2025)	Annonsert
Open AI	ChatGPT-4o, OpenAI o1 and o1-pro	OpenAI o3
Google Deepmind	Gemini-Exp, Gemini 2.0 Flash thinking	Project Astra
Antropic	Claude 3.5 Sonnet	Claude 3.5 Opus
Meta	Llama 3	Llama 4
XAI	Grok 2	Grok 3

Av de annonserte nye modellene i tabellen finnes det i skrivende stund kun offentliggjorte testresultater (benchmarks) for OpenAI o3, etterfølgeren av resoneringsmodellen OpenAI o1.<sup>31</sup> Modellen ble annonsert 20. desember sammen med noen benchmarks innenfor matte, koding og resonering.

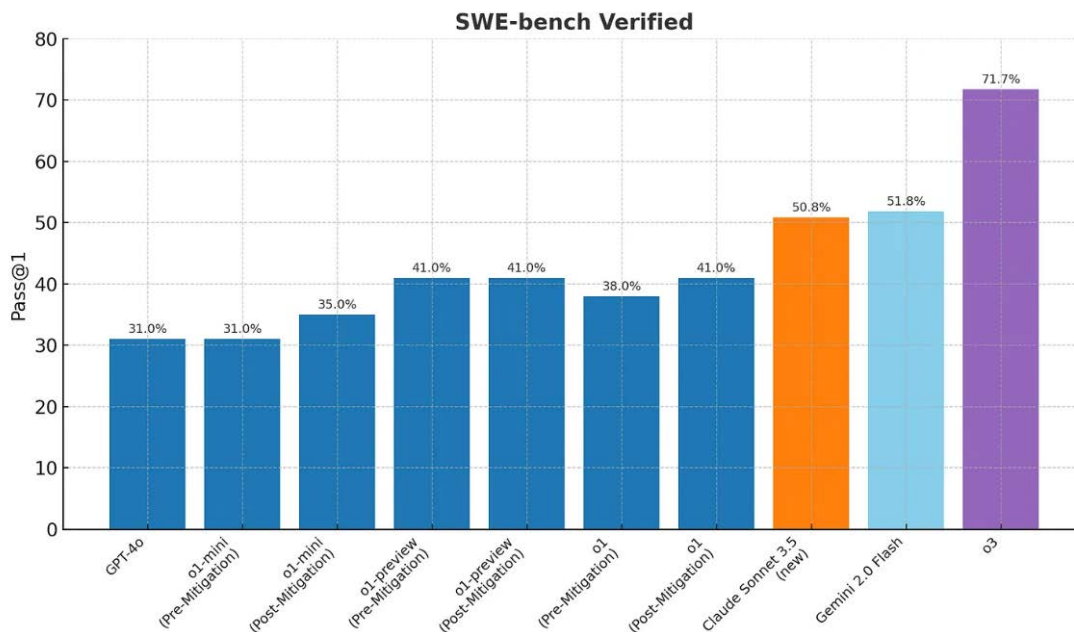
Blogginlegget (Romero 2024) med tittelen «[OpenAI o3 Model Is a Message From the Future: Update All You Think You Know About AI.](#)» gir en god oversikt og tolkning over resultatene.<sup>32</sup>

Benchmarken «SWE-bench Verified» er en test for kodeferdigheter for KI-modeller som tar utgangspunkt i faktiske problemstillinger som programmerere har postet på GitHub. Den er altså ment som en test der scoren reflekterer hvor stor andel av faktiske programmeringsoppgaver som oppstår i praksis, kan løses av KI-systemer. Selv om oppgavene er sendt inn fra personer som ikke kunne løse oppgavene selv, er det forventet at erfarne menneskelige programmere kan løse disse oppgavene med en viss tidsbruk (52,2% av oppgaver tar erfarne programmerere mellom 15-60 minutter å løse og 9% av oppgavene tar over 1 time<sup>33</sup>). Oversikten fra Romero (2024) viser at o3 gjorde et betydelig hopp i scorene sammenlignet med andre modeller som ble utgitt i 2024. I sammenligning med GPT4o ble sluppet i mai 2024, mer en doblet o3 scoren på denne benchmarken og kan løse 71,7% av oppgavene (Figur V2).

<sup>31</sup> OpenAI valgte å hoppe over «o2» siden dette navnet tilhører en kjent mobiloperatør.

<sup>32</sup> The results for o3 were presented originally by OpenAI in this presentation that is recorded here: <https://www.youtube.com/watch?v=SKBG1sqdyIU>

<sup>33</sup> <https://openai.com/index/introducing-swe-bench-verified/>



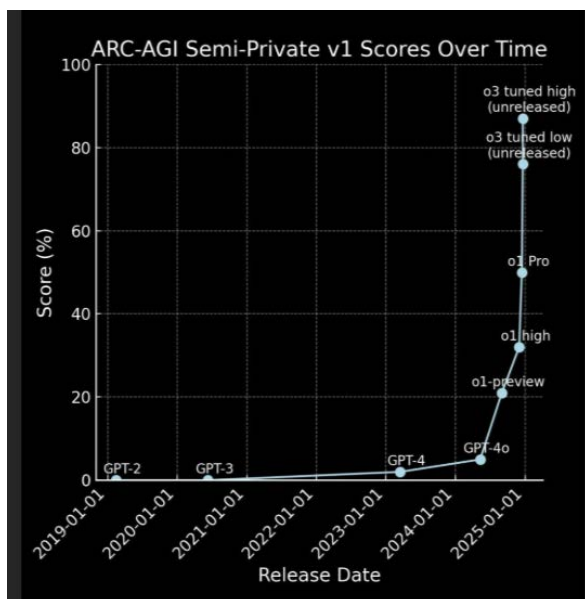
Figur V2: Score på koding benchmark SWE-bench (kilde Ramero 2024)

En annen referansemåling (benchmark) for koding er Codeforces, en populær plattform for konkurranseprogrammering.<sup>34</sup> Oppgavene i Codeforces er kortere og mer strukturerte enn oppgavene i SWE-bench Verified, noe som gjør dem enklere å håndtere for KI-systemer. Likevel krever oppgavene en høy grad av logisk resonnering og intelligens for å bli løst effektivt. o3-modellen oppnådde en imponerende score på 2727, noe som plasserer den i 99,7 persentil blant alle deltakere, som i hovedsak består av erfarne programmerere som konkurrerer på plattformen. Selv om en slik prestasjon kunne kvalifisere o3 som "virtuos" i henhold til Google DeepMind sin klassifisering, tester Codeforces i hovedsak «smale» AI-kapasiteter, og det kan derfor argumenteres for at referansemålingen alene ikke tilstrekkelig for å kvalifisere o3 som et «virtuos» AGI-system.

O3 modellen presterte også svært godt på etablerte matte-referansemålinger (f.eks. 96,7% på *AIME 2024* sammenlignet med 13,4% som GPT4o). O3 scoret også 25,2% på FrontierMath som er en test på veldig vanskelig matteoppgaver der andre KI-systemer maksimalt scoret 2%.

En annet referansemåling heter ARC-AGI som opprinnelig ble satt opp for å teste hvordan KI-systemer kan resonnerer i oppgaver som ligner på IQ-tester. Mens oppgavene er forholdsvis lett for mennesker, hadde språkmodeller (inkl. multimodale modeller som GPT4o) betydelige problemer med å løse disse oppgavene. Figur V3 viser resultater på ARC-AGI over tid.

<sup>34</sup> <https://arxiv.org/html/2501.01257v2>



Figur V3: Score på ARC-AGI benchmark over tid (kilde: @goodside on X<sup>35</sup>)

François Chollet, oppfinneren av ARC-AGI, har diskutert presentasjonen av o3-modell (Chollet 2024). På spørsmålet om modellen representerer AGI, argumenterer han for at selv om den viser banebrytende evne til å tilpasse seg nye oppgaver, mangler den fortsatt den flytende intelligensen og generaliserings-evnen som er nødvendig for ekte AGI. Han understreker også at modellen fortsatt feiler på enkle oppgaver som mennesker enkelt kan løse. I et innlegg på X fra 9. januar skriver Chollet (@fchollet) videre: «Pragmatiske sett kan vi si at AGI er oppnådd når det ikke lenger er lett å finne på problemer som vanlige mennesker kan løse (uten forhåndstrening), men som er umulige for KI-modeller. Akkurat nå er det fortsatt lett å finne slike problemer, så vi har ikke AGI.»

Denne definisjonen for AGI er et mulig svar på en gjennomgående utfordring med mer tekniske benchmarks som ofte kan bli mettet, der modeller oppnår svært høye poengsummer uten nødvendigvis å vise reell forståelse eller generaliseringsevne. Dette kan skyldes at modellene i stor grad gjenkjenner mønstre fra treningsdata i stedet for å løse oppgavene på en generalisert måte. Kontaminering av benchmarks, der testdata utilsiktet overlapper med treningsdata, er også et kritisk problem. Dette kan gi en kunstig oppblåst evaluering av modellens ytelse. For å adressere dette, er det nødvendig å utvikle benchmarks som tester modellens evne til å håndtere nye og ukjente problemer, samtidig som man opprettholder strenge retningslinjer for datasettets integritet og metodisk testing.

En forgjenger til tekniske benchmarks er den tradisjonelle «Turing-testen» (Turing 1950), som måler hvorvidt en maskin kan etterligne menneskelig kommunikasjon til det punktet hvor den ikke kan skiller fra et menneske. Jones og Bergen (2024) viste i en studie at mennesker ikke kunne skille mellom svar fra mennesker og GPT-4o i en fem minutters chat-samtale. Dette illustrerer hvor langt KI har kommet i språkforståelse og konteksttilpasning. Selv om testen lenge har vært en sentral referanse for diskusjoner om AGI, mener eksperter at den ikke lenger er tilstrekkelig som en målestokk for generell intelligens. Kritikken peker på at maskiner kan oppnå gode resultater ved å etterligne språklige mønstre uten å vise faktisk forståelse eller evne til generalisering, noe som krever mer omfattende og robuste evalueringsmetoder.

<sup>35</sup> <https://x.com/goodside/status/1870243391814152544>

Som diskusjonen i dette avsnittet illustrerer, er spørsmålet «hvor langt unna er dagens KI fra AGI» ikke lett å besvare. Dette henger igjen sammen med noe uklare definisjoner av AGI, mangel på gode tester av AGI, samt uklarheter om hvordan man skal tolke resultater fra tekniske tester.

### Forventinger om når AGI vil bli realisert

I dette avsnitt tar vi en kort gjennomgang av ulike forventninger om når AGI blir nådd. Husk at definisjonene kan være ulike og uklare og at det er ikke enighet om hvordan man vitenskapelig tester for AGI, slik vi har gjennomgått i tidligere avsnitt.

Forventingen vil også variere hvilken persongruppe man spørre. Vi oppsummerer her kort prediksjoner fra:

- Topplederne av KI-bedrifter
  - Fordel: Insider-kunnskap
  - Ulempe: Kan ha incentiver til å under- eller overrapportere<sup>36</sup> forventningene
- Spørreundersøkelse blant eksperter
  - Fordel: Etablert metode
  - Ulempe: Mulige utvalgsskeivheter, resultater kan være utdaterte
- Crowd-sourcing av prediksjoner (som Metaculus)
  - Fordel: resultater oppdatere seg daglig og alle kan delta
  - Ulempe: Mulige skeivheter pga. selvseleksjon; enkelt å manipulere data
- Predikeringsmarked
  - Fordel: Monetære incentiver til å rapportere sine sanne prediksjoner
  - Ulempe: Trenger mange deltakere for å kunne informere om «representative» prediksjoner

Av KI-topplederne er det trolig Sam Altman som har de mest aggressive prediksjonene. I sin blogpost «Reflections» skriver Altman (2025), CEO av OpenAI:

*«We are now confident we know how to build AGI as we have traditionally understood it. We believe that, in 2025, we may see the first AI agents “join the workforce” and materially change the output of companies. We continue to believe that iteratively putting great tools in the hands of people leads to great, broadly-distributed outcomes. We are beginning to turn our aim beyond that, to superintelligence in the true sense of the word. “*

Elon Musk er sitert (mai 2024) med “If you define AGI (artificial general intelligence) as smarter than the smartest human, I think it's probably next year, [or] within two years”.<sup>37</sup>

Også Dario Amodei (CEO av Anthropic) anser det som realistisk at AGI eller «powerfull AI» kan nås innen 2026. I Amodei (2024) skriver han «What powerful AI (I dislike the term AGI) will look like, and when (or if) it will arrive, is a huge topic in itself. It's one I've discussed publicly and could write a completely separate essay on (I probably will at some point). Obviously, many people are skeptical that powerful AI will be built soon, and some are skeptical that it will ever be built at all. I think it could come as early as 2026, though there are also ways it could take much longer”

---

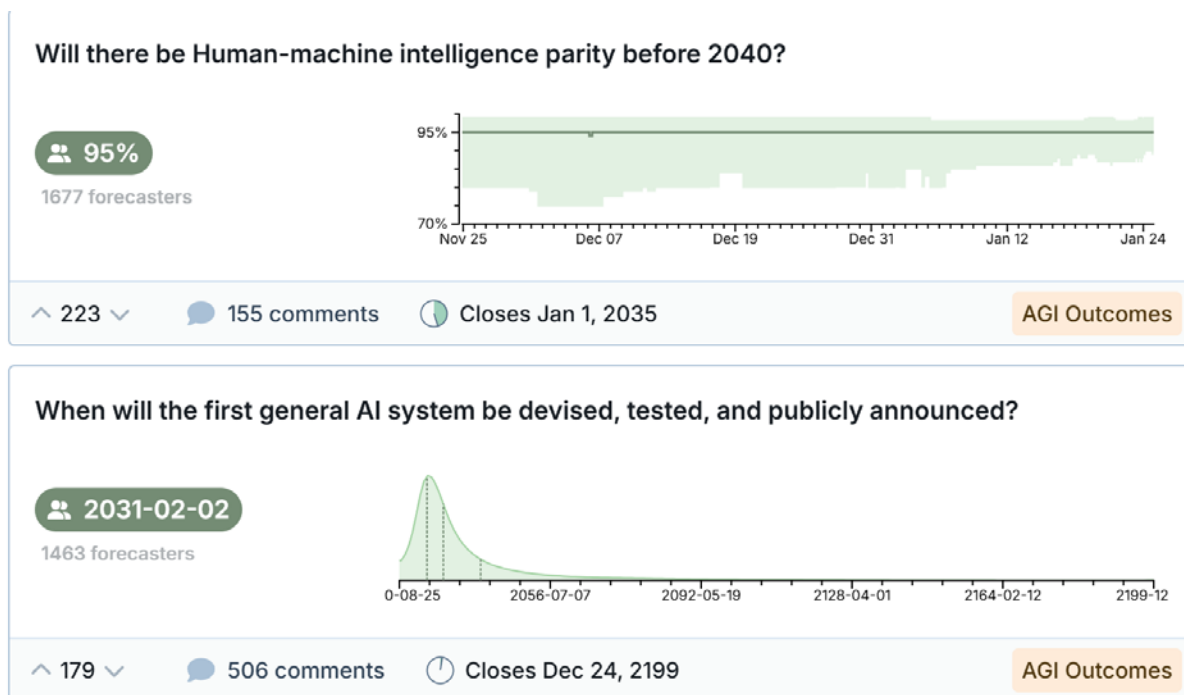
<sup>36</sup> Grunnen for overrapportering kan drives av finansielle interesser. Underrapportering kan være med at lederne vil nedtone mulig farer fra

<sup>37</sup> [Tesla's Musk predicts AI will be smarter than the smartest human next year | Reuters](#)

Demis Hassabis (Google DeepMind) er noe mer konservativ og antyder at AGI trolig vil bli nådd om 5-20 år (Korinek og Shu 2024). I et nytt intervju fra januar 2025 ser det ut til at han derimot har nedjustert anslaget sitt og er sitert med at “we hit AGI [ ] probably [in] like three to five years”.<sup>38</sup>

Grace (2024) rapporterer resultater fra en spørreundersøkelse blant 2778 KI-forskere fra 2023. Det er ingen spørsmål i undersøkelsen om AGI direkte, men om høy-nivå maskinintelligens (HLMI), f.eks. hvor maskiner uten menneskelig hjelp kan utføre alle oppgaver bedre og billigere enn mennesker, med unntak av oppgaver der det å være menneske gir en iboende fordel.<sup>39</sup> Basert på svarene anslås det en 50 % sannsynlighet for at HLMI blir teknisk mulig innen 2047, og en 10 % sjanse allerede innen 2027. Selv om denne predikeringen er (mye) mer konservativ enn fra flere toppledere, indikerer funnene økt tro på rask fremgang innen kunstig intelligens og dens potensiale til å håndtere komplekse, generelle oppgaver i nær fremtid. Median prediksjon på år 2047 er 13 år lavere enn medianverdien i samme type undersøkelse fra ett år tidligere (medianverdien i undersøkelse fra 2022 var altså år 2060). Merk at undersøkelsen er allerede utdatert, ettersom resultatene fra o3-modellen åpenbart ikke var tilgjengelig i 2023.

Også på crowd-sourcing prediksjonsplattformen Metaculus har forventingsåret for når AGI vil inntreffe falt betydelig og ligger nå på år 2031 med en betydelig sannsynlighet for oppnåelse av AGI før dette året. Se sannsynlighetsfordeling i nedre panel i V4. Som det går fram fra figuren tror også 95% av deltakerne (N=1677) at maskiner er like intelligente som mennesker før år 2040.

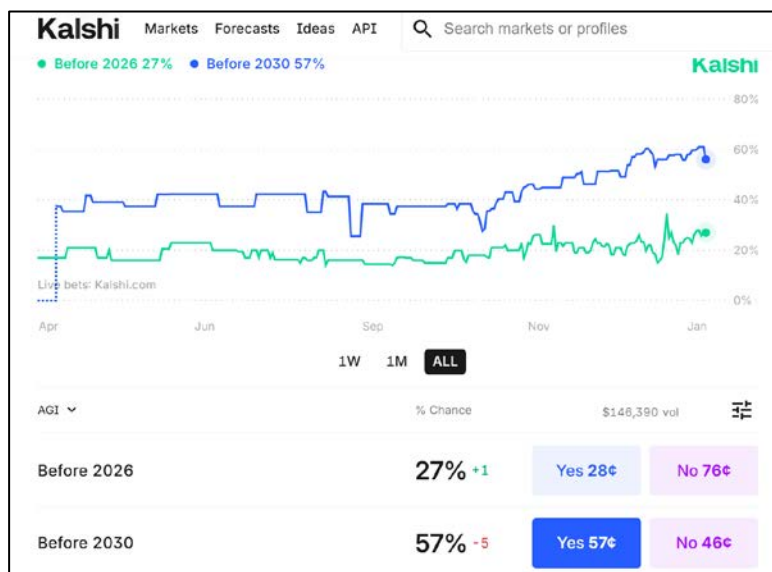


Figur V4: To predikeringer om AGI fra crowd-sourcing plattform Metaculus (27.1.2025) (<https://www.metaculus.com/questions/5121/date-of-artificial-general-intelligence/>)

<sup>38</sup> <https://www.youtube.com/watch?v=yr0GiSgUvPU&t=1255s>

<sup>39</sup> Definisjon av HLMI fra Grace mfl (2024) er: «High-level machine intelligence (HLMI) is achieved when unaided machines can accomplish every task better and more cheaply than human workers. Ignore aspects of tasks for which being a human is intrinsically advantageous, e.g. being accepted as a jury member. Think feasibility, not adoption.»

Som siste indikasjon om forventinger for AGI ser på et predikeringsmarked. Basert på allerede inngåtte veddemål (fram til 24.1.2025) anslår predikeringsmarkedet Kalshi en sannsynlighet på 27% at OpenAI annonserer AGI i år 2025. Tilsvarende tall for «før 2030» ligger på og 57% (Figur V5).

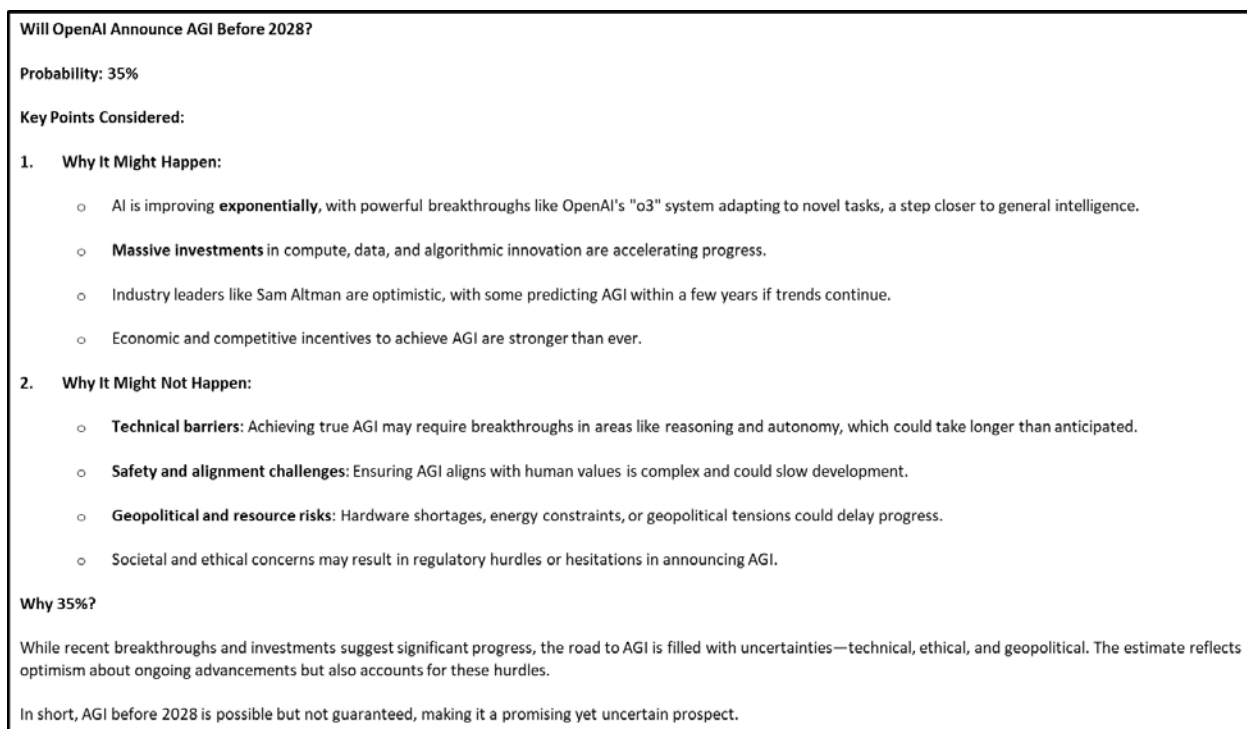


Figur V5: Mulig veddemål på predikeringsmarked Kalshi (24.1.2025) (<https://kalshi.com/markets/kxoaiagi/openai-achieves-agi>)

Som et ledd i denne gjennomgangen av tidsaspektet for AGI har vi gjort et eget lite forsøk på å generere en prediksjon, først og fremst til illustrasjonsformål og læring. Vi spurte ChatGPT om sannsynligheten for utsagn «Will OpenAI announce AGI - by which we mean highly autonomous systems that outperform humans at most economically valuable work - before the year 2028?» Først brukte vi prompten (noe tilpasset) til Phan mfl. (2024) for å spørre GPT-4o for et anslag. GPT-4o hadde da tilgang til følgende kilder<sup>40</sup>. Etterpå spurte vi o1-modellen en revurdering av anslaget av GPT-4o. Denne teksten er gjengitt under tabellen.

<sup>40</sup> Korinek (2023), Traub mfl. (2023), Morris mfl. (2023), Mueller (2024), Korinek & Suh (2024), Grace mfl (2024), Aschenbrenner (2024), Feng mfl. (2024), Amodei (2024), Sterri mfl. (2024), Altman (2024), Chollet (2024), Altman (2025)





Figur V6: GPT-4o output av spørsmålet: “Will OpenAI announce AGI - by which we mean highly autonomous systems that outperform humans at most economically valuable work - before the year 2028?”. Figuren viser sammendraget generert av modellen selv på en lengre svar GPT-4o ga generert med prompt-teknikken foreslått i Phan mfl. (2024).

Refleksjoner av o1-modellen på tekst fra GPT-4o:

Below is a step-by-step breakdown of how one might refine or challenge the 35% estimate that OpenAI will announce AGI before 2028, along with considerations that could push the probability either up or down. In the end, you'll see a suggested range that might replace—or at least contextualize—that 35% figure.

### 1. Clarity on What Constitutes an “AGI Announcement”

**Key question:** What does it actually mean for OpenAI to “announce AGI”?

- **Definition:** The original statement frames AGI as “highly autonomous systems that outperform humans at most economically valuable work.”
- **Threshold:** Even if an advanced model emerges, there could be disagreement over whether it truly meets “AGI” criteria—particularly because the concept is somewhat fluid and lacks a universal, concrete definition.
- **Public vs. Private Announcement:** An important nuance is whether OpenAI would publicly proclaim “AGI!” or merely demonstrate capabilities widely regarded as meeting an AGI threshold.

This definitional ambiguity can significantly affect probabilities. A more conservative interpretation of “AGI” might lower your estimate below 35%, whereas a looser definition—e.g., “effectively does nearly all human jobs better than most humans”—could justify maintaining or slightly increasing the probability.

### 2. Reviewing the “Why It Might Happen” Arguments

#### 1. Exponential Progress in AI

- *Indeed, large language models (e.g., GPT-4, GPT-5 rumors) and multimodal systems show rapid progress. But it's worth remembering that exponential gains can run into plateau effects or diminishing returns—especially when moving from narrow or broad-but-shallow intelligence to truly general intelligence.*

**2. Massive Investments in Compute, Data, and Innovation**

- *Tech giants and well-funded startups continue to invest heavily. This is a strong reason to believe rapid progress will continue. The question is whether that progress will cross the AGI threshold in only a few years, or if certain “missing pieces” (e.g., more robust reasoning, long-term memory, agency) will take longer.*

**3. Optimism from Industry Leaders**

- *Sam Altman and others have expressed that AGI could be within sight. Such optimism does hint at near- to medium-term breakthroughs, but predictions from AI leaders have historically been both too early and too late—there's a wide variance in track record.*

**4. Economic/Competitive Incentives**

- *Profit and national prestige pressures can accelerate timelines. However, these same incentives can lead to competing announcements or claims that might be more marketing than reality. True AGI is a higher bar than partial or advanced “narrow” AIs with broad capabilities.*

*These points support a non-trivial probability that “something close to AGI” might be claimed. If you weigh them heavily, you might justify a probability at or even above 35%.*

---

**3. Reviewing the “Why It Might Not Happen” Arguments**

**1. Technical Barriers**

- *True “general intelligence” involves robust causal reasoning, flexible planning, and adaptive problem-solving across domains. Current models, while impressive, often rely on pattern matching and can still exhibit brittleness. Overcoming these hurdles is not guaranteed to happen within a short time window.*

**2. Safety and Alignment Challenges**

- *OpenAI has repeatedly emphasized safe development. If a near-AGI system emerges, they may delay an “AGI announcement” or impose restrictions on its usage. Safety requirements could stretch timelines.*

**3. Hardware, Compute, and Geopolitical Constraints**

- *Large-scale AI training depends on secure chip supply and enormous energy consumption. Tensions over semiconductor supply chains (e.g., with China/Taiwan or other global events) could slow projects in unexpected ways.*

**4. Regulatory and Ethical Concerns**

- *Governments worldwide are beginning to regulate AI more closely. If regulations tighten significantly, OpenAI (and others) may be cautious in publicly declaring a system as “AGI.”*

*These risks might justify pulling the probability down from 35%—especially if one believes regulation or hardware bottlenecks will intensify over the next few years.*

---

**4. Balancing Factors and Adjusting the Probability**

**5. A. Reasons to Nudge Probability Up from 35%**

- **Rapid Emergence of Multimodal and Agentic Models:** *If we see the next GPT iterations or competing systems (e.g., from DeepMind, Anthropic, etc.) demonstrate strong autonomy in planning, executing tasks, and self-improvement, that might imply a shorter timeline to “AGI-like” capabilities.*

- **Market and Investment Pressures:** If breakthroughs continue to arrive quickly, economic forces might push labs to declare “AGI” earlier or with fewer reservations—especially if they believe it grants a competitive advantage or if investors push for a major milestone.
- 6. B. Reasons to Nudge Probability Down from 35%**
- **Definition and Marketing:** Companies might distance themselves from the term “AGI,” preferring phrases like “frontier model” or “high-level AI,” delaying an explicit “AGI” announcement.
  - **Safety Nets and Alignment Concerns:** Given OpenAI’s cautious stance and existing policy frameworks, they may refrain from calling any system “AGI” until they are very confident in both performance and alignment.
  - **Persistent “Hard Problems” in AI:** Achieving flexible, human-like (or superhuman) reasoning in open-ended real-world environments remains an unsolved challenge. Big leaps sometimes require fundamental scientific breakthroughs.
- 

## 5. Suggested Ranges

Given these considerations, here are a few ways to recalibrate the 35% figure:

- 1. Lower-Bound Scenario (~15–25%)**
    - If you believe definitional barriers, safety constraints, and overhype are likely to push a real AGI announcement beyond 2028.
    - If you suspect that advanced but still “narrow-ish” systems (like GPT-4, GPT-5, etc.) won’t cross the threshold of “outperform humans at most economically valuable work.”
  - 2. Middle Scenario (~30–40%)**
    - Keeps the door open for breakthroughs and acknowledges the significant momentum behind AI research.
    - Allows that regulatory or resource issues could slow progress, yet still credits the extraordinary pace of current innovations.
  - 3. Higher-Bound Scenario (~45–50%+)**
    - If you interpret “AGI announcement” more loosely (e.g., the moment a system seems to handle the majority of professional tasks better than humans).
    - If you weigh exponential scaling trends and competitive pressures heavily, expecting that breakthroughs in reasoning, memory, and autonomy could accelerate quickly.
- 

## 6. Final Thoughts

- **2028 Is Soon But Not Too Soon:** Three to five years in AI can be an eternity. GPT-4 did not exist publicly just two years ago, and the capabilities jump since GPT-2 or GPT-3 has been dramatic.
- **Distinguish “AGI-like Capabilities” from an Official “AGI Announcement.”** The latter involves both performance and the willingness to declare it meets the general intelligence bar—something that can be as much a marketing/political/regulatory decision as a purely technical one.

Therefore, **if 35% was your initial best guess**—a moderate bet that aligns with genuine uncertainty but acknowledges fast AI progress—you might refine it **up or down by 5–10 percentage points** depending on how you weigh:

- The exact definition of AGI,
  - Regulatory caution vs. competitive pressure,
  - The likelihood of major conceptual breakthroughs vs. incremental scaling limits, and
  - Whether you think OpenAI would be eager or reluctant to make such a claim.
-

**Bottom Line**

*A plausible range might be anywhere from **20% to 40%** that OpenAI explicitly announces “AGI” by 2028—given the ongoing pace of innovation, the remaining technical challenges, regulatory uncertainty, and OpenAI’s own caution. You can choose where you land within (or just outside) that interval based on your personal weighting of the above factors.*



TØI er et anvendt forskningsinstitutt som mottar basisbevilgning fra Norges forskningsråd og gjennomfører forsknings- og utredningsoppdrag for næringsliv og offentlige etater. TØI ble opprettet i 1964 og er organisert som uavhengig stiftelse.

TØI utvikler og formidler kunnskap om samferdsel med vitenskapelig kvalitet og praktisk anvendelse. Instituttet har et tverrfaglig miljø med rundt 90 høyt spesialiserte forskere.

Instituttet driver forskningsformidling gjennom TØI-rapporter, artikler i vitenskapelige tidsskrifter, bøker, seminarer, samt innlegg og intervjuer i media. TØI-rapportene er gratis tilgjengelige på instituttets hjemmeside [www.toi.no](http://www.toi.no).

TØI dekker alle transportmidler og temaområder innen samferdsel, inkludert trafiksikkerhet, kollektivtransport, klima og miljø, reiseliv, reisevaner og reiseetterspørsel, arealplanlegging, ITS, offentlige beslutningsprosesser, næringslivets transportbehov og generell transportøkonomi. Instituttet deltar aktivt i internasjonalt forskningssamarbeid, med særlig vekt på EUs rammeprogrammer.

Transportøkonomisk institutt krever opphavsrett til egne arbeider og legger vekt på å opptre uavhengig av oppdragsgiverne i alle faglige analyser og vurderinger.

**Postadresse:**

Transportøkonomisk institutt  
Postboks 8600 Majorstua  
0349 Oslo  
Norge

E-post: [toi@toi.no](mailto:toi@toi.no)

**Kontoradresse:**

Forskningsparken  
Gautstadalléen 21

Hjemmeside: [www.toi.no](http://www.toi.no)

