



FFI Forsvarets
forskningsinstitutt

24/00274

FFI-RAPPORT

Anvendelse av kunstig intelligens i Forsvarets logistikkorganisasjon

Annabel Garred
Kristin Waage
Petter Fredrik Hemnes

Anvendelse av kunstig intelligens i Forsvarets logistikkorganisasjon

Annabel Garred
Kristin Waage
Petter Fredrik Hennes

Emneord

Kunstig intelligens
Digitalisering
Effektivisering
Logistikk
Vedlikehold

FFI-rapport

24/00274

Prosjektnummer

1545
1586

Elektronisk ISBN

978-82-464-3523-7

Engelsk tittel

Application of artificial intelligence in the Norwegian Defence Logistics Organisation

Godkjennerne

Morten Øhrn, *forskningsleder*
Sverre Nyhus Kvalvik, *forskningssjef*

Dokumentet er elektronisk godkjent og har derfor ikke håndskreven signatur.

Opphavsrett

© Forsvarets forskningsinstitutt (FFI). Publikasjonen kan siteres fritt med kildehenvisning.

Sammenheng

Kunstig intelligens (KI) handler om å få maskiner til å utføre oppgaver som vanligvis krever menneskelig intelligens. Teknologien har allerede vist stort potensial for å effektivisere og forbedre en rekke virksomheter, og den er sentral innen digitalisering. Logistikk er et av områdene hvor det spesielt har vært en forventning om at KI kan skape verdi både i sivile og militære organisasjoner, og det er også et sentralt satsingsområde i Forsvarsdepartementets nylig publiserte strategi for KI i den norske forsvarssektoren.

Formålet med denne rapporten er å identifisere anvendelser av KI som er relevante for Forsvarets logistikkorganisasjon (FLO). I rapporten kartlegger vi ulike anvendelser på kort og lengre sikt, hvilke utfordringer som må håndteres, og hvilke forutsetninger som må være på plass for at FLO skal kunne innføre og dra nytte av de ulike KI-anvendelsene. Vi vurderer også potensialet som de ulike anvendelsene har til å forbedre og effektivisere FLOs virksomhet.

Rapporten beskriver anvendelser av KI innen områdene «lagerlogistikk», «vedlikehold», «anskaffelser og behovsplanlegging», «utdanning og trening» og «administrative oppgaver og virksomhetsstyring». Anvendelsene spenner mellom å bruke KI til å predikere vedlikeholdsbehov, automatisere deler av lagervirksomheten, estimere fremtidig behov for personlig bekledning og utrustning (PBU) og utnytte digitale assistenter.

Selv om KI kan ha et stort potensial for å bidra til forbedring og effektivisering i FLO, er det viktig å være klar over at dagens modenhet for KI i FLO kan hindre gevinstrealisering på kort sikt. FLO uttaler selv at de har lav digital modenhet, og de jobber med å heve modenhetsnivået. Dagens modenhet preges blant annet av utfordringer med strategisk styring, svak datakvalitet og fragmenterte fagmiljøer og av at det mangler IT-infrastruktur, kompetanse og forståelse av KI, helhetlig koordinering og oppfølging av initiativer og ikke minst finansiering.

Vi anbefaler at FLO gjør KI til en del av strategi- og planarbeidet innen digitalisering og utarbeider en prosjektportefølje over aktuelle KI-initiativer. For å lykkes med KI i fremtiden må FLO begynne å utforske og eksperimentere med teknologien allerede i dag, og vi anbefaler derfor å gjennomføre 2–3 aktuelle KI-pilotprosjekter. Vi anbefaler også å samle fagmiljøer innen digitalisering og etter hvert KI, men mener samtidig at det er mulig for FLO å komme i gang med KI innenfor dagens organisering. Videre anbefaler vi å arbeide systematisk og kontinuerlig med å etablere en KI- og datadrevet kultur og å heve kompetansen og datakvaliteten for å legge til rette for KI. I tillegg til implementering av KI-systemer anbefaler vi å videreføre og intensivere arbeidet med andre digitaliseringsinitiativer, som prosessautomatisering og økt bruk av strekkodelesere og sensorer. Disse initiativene bidrar til å styrke den digitale modenheten og forenkler dermed overgangen til KI.

Summary

Artificial intelligence (AI) is commonly understood as the ability of machines to exhibit what is normally regarded as intelligent behaviour. It has already shown great potential in increasing efficiency and improving quality in multiple sectors and is considered to be a key element of digitalisation. Both national and international businesses are using AI to make better decisions, improve internal processes, and provide better goods and services. Logistics is highlighted as one of the areas where AI can create value both in civil and military organisations. It is also included as one of five key areas in the recently published AI strategy for the Norwegian defence sector.

Our report aims to identify applications of AI that are relevant to the Norwegian Defence Logistics Organisation (NDLO). It presents five different areas where the NDLO can benefit from AI in both a near-term and long-term perspective. Moreover, it identifies challenges that must be overcome to ensure that the NDLO benefits from AI. Our report also presents assessments of the potential for the different AI applications to increase efficiency or provide other improvements for the NDLO.

In our report, we address applications in the following areas: warehouse logistics, maintenance, procurement and planning, education and training, and administrative tasks and management. The applications include using AI to automate warehouse functions, implement digital assistants, predict maintenance needs, and estimate future needs for personal clothing and equipment.

AI may have a great potential in contributing to efficiency improvements in the NDLO. However, the organisation's maturity for AI will impact its ability to benefit from the technology – especially in the short term. Overall, we assess the NDLO's maturity for AI, as well as digitalisation more broadly, to be low. This is due to challenges such as weak strategic governance and leadership, poor data quality, insufficient technical infrastructure for enabling AI solutions, lack of knowledge or understanding of AI among personnel, lack of coordination across organisational units, fragmented organisational set-up, and difficulties in securing sufficient financing over time.

We recommend that the NDLO ensures that AI becomes part of its strategic work and planning related to digitalisation and that it develops a portfolio of relevant AI initiatives. To succeed with AI in the future, the NDLO must start exploring and experimenting with the technology as soon as possible. We thus recommend to quickly initiate 2–3 AI pilot projects. We also recommend consolidating currently fragmented organisational units working on digitalisation. Such consolidation is not a prerequisite for the NDLO to get started with AI, however. Furthermore, we recommend working systematically and continuously on establishing an AI culture, as well as enhancing the organisation's knowledge about AI and the quality of its data. Finally – and in addition to focusing on AI adoption – we recommend continuing and intensifying the work related to other digitalisation efforts, such as process automation and increased use of barcode readers and sensors. Those initiatives contribute to increasing the digital maturity and simplify the transition to AI.

Innhold

Sammendrag	3
Summary	4
1 Innledning	7
1.1 Formål og bakgrunn	7
1.2 Problemstillinger, målgruppe og struktur	9
1.3 Metode og data	10
2 Lagerlogistikk	11
2.1 Lagerroboter og automatiserte kjøretøy	12
2.2 Overvåkning av lagerinventar	13
2.3 Lageroptimalisering	14
2.4 Samlet vurdering: lagerlogistikk	15
3 Vedlikehold	16
3.1 Feilidentifikasjon via sensorer	16
3.2 Prediktivt vedlikehold	17
3.3 Samlet vurdering: vedlikehold	23
4 Anskaffelser og behovsplanlegging	24
4.1 Etterspørselsestimering	24
4.2 Risikostyring i verdikjeden	26
4.3 Prosessautomatisering: automatisering av avrop	27
4.4 Samlet vurdering: anskaffelser og behovsplanlegging	28
5 Utdanning og trening	29
5.1 Virkelighetsnær trening	29
5.2 Persontilpasset utdanning og trening	29
5.3 Samlet vurdering: utdanning og trening	30
6 Administrasjon og virksomhetsstyring	31
6.1 Styringsinformasjon gjennom prediksjonsanalyser	31
6.2 Kunnskapshåndtering og situasjonsforståelse	32
6.3 Digitale assistenter og intern brukerstøtte	33
6.4 Samlet vurdering: administrasjon og virksomhetsstyring	34

7	Implikasjoner og anbefalinger	35
7.1	KI kan forbedre logistikkvirksomheten, men KI-modenheten er lav	35
7.2	Anbefalinger og tiltak	36
7.3	Implementering av tiltakene	40
8	Oppsummering og videre studier	41
8.1	Videre studier	42
	Forkortelser	43
	Referanser	44

1 Innledning

1.1 Formål og bakgrunn

Høsten 2023 publiserte Forsvarsdepartementet (FD) forsvarssektorens strategi for kunstig intelligens (KI) (Forsvarsdepartementet, 2023). Strategien setter ambisiøse målsettinger for sektorens evne til å utvikle, innføre og bruke KI i årene fremover. Strategien beskriver også utvalgte satsingsområder for KI, som inkluderer KI-anvendelser innen logistikk og støttevirksomhet. Denne rapporten søker å bidra til at målene og ambisjonene i sektorens KI-strategi blir realisert. Formålet med rapporten er å bygge et kunnskapsgrunnlag om hvordan KI kan utnyttes for videre forbedring, effektivisering og digitalisering i Forsvarets logistikkorganisasjon (FLO). Økt erfaring med KI i FLO vil dessuten bidra til å forberede sektoren på å integrere teknologien i stor skala over det neste tiåret, i takt med den teknologiske utviklingen i samfunnet for øvrig (Davenport & Ronanki, 2018; Heller, 2019). Slik søker rapporten også å bidra til å styrke sektorens fremtidige evne til å ta i bruk KI – også utover logistikkvirksomheten.

KI er en av de viktigste teknologiene innen digitalisering. Som navnet tilsier, handler KI om å få maskiner til å utføre oppgaver som vanligvis krever menneskelig intelligens (Department of Defense, 2018; Forsvarsdepartementet, 2023; Waage, 2022). Når maskiner først har lært seg å utføre en spesifikk oppgave, kan de raskt skalere og akselerere utføringen av oppgaven til et nivå som overgår hva et menneske ville ha klart. Boks 1.1 utdypes kort om hvordan KI benyttes i praksis i dag.

Boks 1.1 – Praktisk anvendelse av KI i dag

De fleste praktiske anvendelsene av KI i dag baserer seg på (veiledet) maskinlæring (ML), og mange bruker derfor begrepene KI og ML om hverandre. ML er et felt under KI hvor systemer blir trent på data til å gjenkjenne mønstre og utføre oppgaver, heller enn eksplisitt programmert. Særlig dyp læring er en retning innen ML som har fått mye oppmerksomhet de siste årene på grunn av dens store fremskritt og potensial for å prosessere bilde, lyd og video samt håndtere ikke-lineære, komplekse problemer. KI brukes for å utføre mange oppgaver, inkludert prediksjonsanalyse, tekst-, lyd-, tale-, bilde- og videogjenkjenning, kunnskapshåndtering og intelligent prosessautomatisering. Listen er lang over mulige anvendelser som bygger på eksisterende teknologiske løsninger, eller løsninger som kan forventes å tas i bruk på kort til mellomlang sikt. KI er dessuten en teknologi for generelle formål (*general purpose technology*), som gir et stort spenn i mulige anvendelser.

KI har allerede vist stort potensial for effektivisering og forbedring i mange virksomheter (se for eksempel Davenport & Ronanki, 2018; Marr & Ward, 2019), og både nasjonalt og internasjonalt utnytter virksomheter KI for å ta bedre beslutninger, forbedre interne prosesser og tilby bedre varer og tjenester. Også andre lands forsvarssektorer har begynt å utforske og eksperimentere med

hvordan KI kan være til nytte i støttevirksomheten (se for eksempel De Spiegeleire et al., 2017; Heller, 2019; Tarraf et al., 2019). Flere forskningsartikler, bøker, rapporter og nettsider om KI peker på at særlig logistikk er et område som egner seg for KI (se for eksempel Chui et al., 2018; Gesing et al., 2018; Hartley & Sawaya, 2019; Heller, 2019). Som blant annet Schütz og Stanley-Lockman (2017, s. 2) påpeker, er logistikk et område hvor militære virksomheter kan låne «mange teknologier og prosesser [...] fra det kommersielle domenet».

Denne rapportens hovedfokus har vært FLOs virksomhetsområder, men inkluderer også tilgrensende ansvarsområder. FD tar gjennom «Forsvarssektoren 2024» (F24) initiativ til flere endringer i forsvarssektoren, også innenfor logistikkområdet (Forsvaret, 2023b). Hvis roller, ansvar og myndighet flyttes mellom ulike aktører i forsvarssektoren vil rapporten også være relevant for andre etater og driftsenheter i forsvarssektoren.

FLO er i dag delegert fagmyndighet logistikk (Forsvaret, 2017). Det innebærer at FLO setter rammebetingelser som «sikrer nødvendig logistikkberedskap og kosteffektive logistikk løsninger for Forsvaret» (Forsvaret, 2017, s. 5). FLO har jobbet systematisk med forbedring og effektivisering i årevis for å frigjøre ressurser til operativ virksomhet. Effektiviseringsarbeidet i FLO har fokusert på anskaffelsesfunksjonen, vedlikehold og forsyning (Garred & Lien, 2021). I forrige langtidsplanperiode (LTP 2017–2020) ble det uttalt en ambisjon om at «[l]ogistikkvirksomheten skal gjennomgå en omfattende modernisering og effektivisering» (Forsvarsdepartementet, 2016, s. 112), og FLO hadde et effektiviseringskrav på 458 millioner 2020-kroner i perioden (Garred & Lien, 2021). I inneværende LTP (2021–2024) løftes driftsanskaffelser frem som et område med fortsatt forbedringspotensial (Forsvarsdepartementet, 2020a; se også Kvalvik et al., 2019). I tillegg jobber mellomledere og ansatte på lokalt nivå med tiltak for kontinuerlig forbedring av daglig drift.

Moderniserings & effektiviseringsprogrammet (M&E) i Forsvaret har ansvaret for å lede og organisere arbeidet med modernisering og effektivisering i forsvarssektoren, med støtte fra de andre etatene (Forsvaret, 2022b). Programmet skal sikre en helhetlig tilnærming til initiativer, og det er etablert elleve prosjektgrupper som har ansvar for ulike områder. Flere av prosjektene berører områder som blir adressert i denne rapporten, herunder forsyning, anskaffelser, materielldrift og vedlikehold (Forsvaret, 2023a).

Innenfor forsyning innebærer arbeidet å rydde på lager, redusere ukurans, konsolidere bruken av lagerlokaler, og tiltak for å optimalisere transport mellom Forsvarets lagre og inngående vareflyt. Prosjektet for materielldrift og vedlikehold skal komme med forslag som reduserer forsinkelser og effektiviserer vedlikeholdsprosessene samtidig som materiellsikkerheten blir bedre (Forsvaret, 2023a). Arbeidet i M&E-programmet henger også sammen med prosjektet F24. De delene av M&E-arbeidet som berører flere etater er trukket inn i F24-prosjektet; driftsanskaffelser, vedlikehold og investeringer er noen av områdene som er omfattet av F24. Det er utredet en ny og modernisert anskaffelsesfunksjon for forsvarssektoren som vil påvirke både oppgavefordeling, ansvar og anskaffelsesstrategi (Forsvaret, 2023b).

Disse prosjektene for modernisering og effektivisering vil kunne legge til rette for bruk av KI innen logistikkområdet. Siden arbeidet er pågående vil vi ikke fullt ut kunne ta høyde for endringene dette vil medføre for områdene som blir trukket frem i studien. Ved å ta i bruk ny teknologi som kan forbedre og automatisere oppgaver samt øke evnen til å trekke ut innsikt fra data, kan logistikkvirksomheten frigjøre ressurser til å utføre andre oppgaver og gi økt operativ effekt.

1.2 Problemstillinger, målgruppe og struktur

Rapporten tar for seg følgende problemstillinger:

1. Hvilke anvendelser av KI kan styrke FLOs evne til å forbedre og effektivisere egen virksomhet?
2. Hva bør FLO gjøre på kort sikt for å kunne utnytte mulighetene innen KI?

Problemstilling 1 besvares ved å søke i forskningslitteratur, rapporter og andre kilder etter innsikt og erfaringer om hvordan KI kan bli anvendt innen relevante områder som vedlikehold, forsyning, (drifts)anskaffelser, personellforvaltning, økonomi, utdanning, administrasjon og virksomhetsstyring. Vi tar for oss en rekke ulike anvendelser for å illustrere bredden i hvordan KI kan skape verdi for FLO, men det er ikke nødvendigvis slik at FLO bør søke å implementere alle de omtalte KI-anvendelsene.¹ Oversikten er primært ment å tjene som en inspirasjon for å identifisere noen aktuelle initiativer på kort og lengre sikt. Dagens modenhet for å utnytte KI i støttevirksomheten, inkludert FLO, er imidlertid vurdert til å være lav (Waage & Hemnes, 2024). Derfor søker problemstilling 2 å gi råd og anbefalinger til hvordan FLO kan styrke modenheten for å innføre KI-anvendelser innen logistikkvirksomheten.

Vi har etterstrebet at rapporten skal være lesbar og forståelig for lesere uten tidligere innsikt i KI. Rapportens målgruppe er først og fremst strategisk ledelse i FLO og anbefalingene er derfor rettet mot denne gruppen. Rapporten er også relevant for ansatte i forsvarssektorens logistikkvirksomhet som jobber med digitalisering, modernisering og effektivisering. Dernest kan rapporten bidra til å styrke FD/FST sitt arbeid med forbedring og effektivisering i sektoren.

Denne rapporten er én av flere FFI-publikasjoner som søker å bidra til å styrke støttevirksomhetens muligheter for å ta i bruk KI som del av forbedrings- og effektiviseringsarbeidet. I tillegg til denne rapporten er det flere relevante FFI-publikasjoner innen KI. Waage (2022) har gjennomført en litteraturgjennomgang, som blant annet gir et bilde av status innen KI per 2021, mulige anvendelser av KI av relevans for støttevirksomheten, utfordringer som kan hindre gevinstrealisering samt tiltak for å overkomme disse utfordringene. Waage og Hemnes (2024) evaluerer støttevirksomhetens modenhet for KI og gir anbefalinger til forbedringsområder og tiltak for å øke modenheten. Funnene i Waage og Hemnes (2024) ligger til grunn for denne rapportens vurderinger av potensial ved ulike anvendelser av KI i FLO. FFI gjennomfører også egne studier

¹ Beregning av økonomiske gevinster og identifisering av kvalitetsgevinster ligger utenfor omfanget av denne studien. Vi forsøker å fremheve typer av økonomiske og kvalitetsgevinster som kan følge med de ulike anvendelsene, men vi fastslår ikke gevinstpotensial – og kostnader – av å innføre KI-systemer i FLO.

av konsekvensene av digitaliserings- og automatiseringsteknologier for fremtidig personell- og kompetansebehov (Fauske, 2020, 2023; Fauske & Strand, 2022).

Videre i kapittel 1 forklarer vi hvordan vi har gjennomført denne studien. Kapittel 2–6 presenterer ulike anvendelser av KI som kan bidra til å forbedre og effektivisere FLOs virksomhet. Anvendelsene er strukturert etter følgende overordnede temaer: lagerlogistikk (kapittel 2), vedlikehold (kapittel 3), anskaffelser og behovsplanlegging (kapittel 4), utdanning og trening (kapittel 5) og administrasjon og virksomhetsstyring (kapittel 6). For hvert tema redegjør vi kort for bakgrunnen til temaet, før vi presenterer KI-anvendelser som kan være relevante. I kapittel 7 gir vi anbefalinger om hvordan FLO kan gå frem for å styrke evnen til å ta i bruk KI. Til slutt oppsummerer kapittel 8 rapporten og identifiserer områder for videre studier.

1.3 Metode og data

For å få en oversikt over mulige anvendelser av KI innen logistikk, har vi benyttet forskningslitteratur, rapporter og bøker som beskriver ulike anvendelser nasjonalt og internasjonalt. Vi tok utgangspunkt i artiklene og rapportene identifisert som del av det omfattende litteratursøket til Waage (2022). Flere av disse publikasjonene drøfter bruken av KI innen logistikk. Deretter søkte vi etter ytterligere publikasjoner rettet inn mot spesifikke logistikkanvendelser, for å få en bredere og dypere forståelse av ulike anvendelser. Videre gjennomførte vi rettede søk mot andre lands forsvarssektorer for å identifisere hvorvidt, og hvordan, disse eventuelt utnytter KI innen logistikkvirksomheten. Vi fokuserte særlig på USA, Storbritannia, Frankrike, Nederland, Sverige, Danmark og Finland. Vi ønsket også å undersøke og kartlegge nye, og praktiske, anvendelser av KI både i privat og offentlig sektor, herunder forsvarssektoren spesielt, utover det som dekkes i forskningslitteraturen. Forskningsartiklene har derfor blitt supplert med nettsider fra blant annet kommersielle selskaper som tar frem KI-løsninger og konsulentselskaper.

For å kartlegge utfordringer, flaskehalsen og modenhet for å ta i bruk KI i støttevirksomheten, gjennomførte Waage og Hemnes (2024) semistrukturerte intervjuer med nøkkelpersoner i FLO. Intervjuene ble også brukt til å oppnå en bedre forståelse av hvilke KI-anvendelser som kan være relevante for FLO, og hvilke utfordringer som kan oppstå knyttet til de ulike anvendelsene.

Ved å se muligheter og forutsetninger opp mot eksisterende modenhet, gjennomførte vi til slutt en vurdering av potensialet for å ta i bruk de ulike KI-anvendelsene. Vi utledet også anbefalinger og tiltak til hvordan FLO kan komme i gang med KI og styrke evnen til å utnytte teknologien effektivt, sikkert og ansvarlig.

2 Lagerlogistikk

Store, verdensomspennende selskaper som Amazon og Walmart har allerede investert tungt for å implementere KI-løsninger i sin lagerlogistikk (Dwivedi et al., 2019). Slike løsninger inkluderer roboter og autonome kjøretøy, automatisert plukking på lager, maskinsyn for å forvalte lager og visuell inspeksjon og plassering av varer ved hjelp av KI og roboter (Gesing et al., 2018; Rao & Verweij, 2017). Disse eksemplene viser at det eksisterer mange muligheter for å benytte KI og tilgrensende teknologier innen lagerlogistikk. Samtidig er volumet og omsetningen i selskaper som Amazon og Walmart betydelig større enn i Forsvaret. Det er derfor behov for å forstå bedre i hvilken grad ulike KI-løsninger kan forbedre og effektivisere lagerlogistikken i FLO.

FLO har i dag 44 forsyningslagre i Forsvarets leirer, fordelt rundt i landet. Det er ikke etablert noen sentrallagre, som tidligere har vært planlagt, og utformingen av forsyningslagrene er ikke standardisert. På lagrene håndterer og registrerer de ansatte varebevegelser og gjennomfører oppfølging av varebeholdninger. Driften ved disse lagrene er i stor grad preget av manuelle rutiner og liten bruk av moderne teknologi. Forsvaret benytter i noen grad SAP² WM³ på noen lager for at materiellet plasseres på mest hensiktsmessige måte. SAP WM har også andre mer avanserte støttesystemer som kan effektivisere lagervirksomheten, men som ikke benyttes i dag. Plukk gjennomføres dermed uten systemstøtte og materiellet hentes manuelt og registreres først på papir, før det i etterkant blir registrert i systemene (Forsvaret, 2021). Dette skyldes i stor grad dagens sikkerhetsregler som gjør det krevende å ta i bruk nye teknologiske løsninger.

M&E-programmet arbeider gjennom prosjekt Forsyning med å rydde på lager, redusere ukurans, øke kvaliteten på lagerdriften og konsolidere bruken av lagerlokaler (Forsvaret, 2023a). Da prosjektet startet opp i 2021 ble modenhetsnivået⁴ for lagerstrukturen beskrevet som lav, mens modenheten for lagerbygg og lagerdrift som svært lav. Forsvaret sikter mot å ligge på et normalt modenhetsnivå, som tilsvarer gjennomsnittlig nivå for logistikkintensive bransjer (Forsvaret, 2021). Det er ikke høy nok rotasjon av materiell eller krav til effektivitet til at man bør søke å være «best i klassen», noe som vil kreve betydelige investeringer. Hva som er et «normalt» nivå av modenhet vil imidlertid endres med den teknologiske utviklingen generelt i samfunnet og næringslivet. Når de grunnleggende utfordringene for forsyningsområdet er løst gjennom M&E-programmet vil logistikkområdet være på et nivå der videre modernisering og effektivisering kan gjennomføres, og logistikkvirksomheten kan videreutvikles mot et fremtidig forsyningsystem (Forsvaret, 2023a).

² SAP utgjør kjernesystemet i Forsvarets «felles integrert forvaltningssystem» (FIF), som består av flere systemer som samlet skal understøtte styring og kontroll av personell-, materiell- og økonomifunksjoner i Forsvaret og FMA.

³ WM: Warehouse Management.

⁴ Modenhetsnivået vurderes ut fra skalaen *svært lav, lav, normal, høy, svært høy*. Denne skalaen blir brukt i Forsprosjektet til å: a) vurdere utviklingsnivå Forsvarets forsyningsnivå bør være på sammenlignet med «beste praksis», b) vurdere nivå forsyningstjenesten er på i dag og c) identifisere gapet mellom ønsket nivå og nåsituasjon (Forsvaret, 2021).

Disse endringene vil kunne bidra til å legge til rette for bruk av KI innen forsyningsområdet. Når vi utforsker muligheter for å ta i bruk KI innen lagerlogistikk vil vi både se på lavthengende frukter og mer langsiktige muligheter.

I dette kapittelet vil vi gå nærmere inn på følgende utvalgte anvendelser:

- Lagerroboter og automatiserte kjøretøy (kapittel 2.1)
- Overvåkning av lagerinventar (kapittel 2.2)
- Lageroptimalisering (kapittel 2.3)

2.1 Lagerroboter og automatiserte kjøretøy

Robotikk er vanligvis teknologi som omhandler fysiske maskiner som opererer i den fysiske verden, men roboter kan også være digitale. Lagerroboter kan programmeres slik at de kan utføre oppgaver automatisk eller halvautomatisk. Kombinerer man KI og robotikk kan man få en robot, som basert på data fra sensorer og andre datakilder, vurderer fra hvilket punkt en gjenstand skal hentes, og til hvilket punkt gjenstanden skal leveres. Robotikk er dermed sentralt for at et KI-system kan handle i den virkelige verden fysisk (eller digitalt). Det samme gjelder for automatiserte kjøretøy, som førerløse trucker. Programmeringen i en robot eller et automatisert kjøretøy trenger imidlertid ikke å være basert på KI.

Lagerroboter kan gjennomføre automatisert plukking på lager, visuell inspeksjon og sortering av varer. Dette benyttes av store globale selskaper som Amazon og DHL i dag, men det er også eksempler på bruk i militær logistikk. Et amerikansk militært distribusjonssenter i Sør-Korea for medisinsk utstyr har startet et pilotprosjekt for å benytte lagerroboter. Dette kan gjøre det lettere å skalere kapasiteten i fred, krise og krig. Det forutsetter imidlertid at det er lettere å skalere opp produksjonen til lagerrobotene enn å sette inn ekstra ansatte i en krisesituasjon. I fred vil lageret ha lav aktivitet og behov for få ansatte, mens det i en krisesituasjon må distribuere materiell raskt og i et større volum. Robotene kan også bidra til å avlaste personell fra tunge, potensielt farlige, og repetitive oppgaver (Lovelace, 2022).

Lagerroboter skaper også muligheter for å redusere strømforbruket og bidra til et grønnere logistikksystem da roboter krever mindre lys og varme på lager. En forutsetning er at disse robotene må benytte trådløs teknologi, som ikke er tilgjengelig på Forsvarets lagre i dag. Årsaken til dette er sikkerhetshensyn som må ivaretas. Slike utfordringer må løses for at det skal være mulig å ta i bruk roboter og automatiserte kjøretøy på Forsvarets lager i fremtiden.⁵

⁵ Fremveksten av 5G gir mulighet for sikrere og mer robust kommunikasjon enn tidligere generasjoner mobilteknologi (Voldhaug et al., 2021). 5G kan forbedre kapasiteten, funksjonaliteten og muliggjøre kostnadseffektive løsninger for Forsvaret. Selv om 5G kan jammes dersom det er nok jammekraft, er det løsninger som kan gjøre systemet mer robust (Birutis et al., 2022).

En annen utfordring for å ta i bruk lagerroboter i dag er at Forsvaret har en rekke mindre lagre plassert rundt om i landet. Dersom det skal være hensiktsmessig og lønnsomt å benytte lagerroboter bør lagervolumet være av en viss størrelse og lagrene burde være likt utformet. Som en del av M&E-programmet arbeides det med å endre dagens lagerstruktur til å bestå av færre, men mer kraftfulle lokasjoner med høyere effektivitet og kvalitet enn i dag (Forsvaret, 2023a). Dette kan gi rom for ytterligere optimalisering ved bruk av lagerroboter. En utfordring er likevel at Forsvaret forvalter en stor bredde av materiell, men omsetter et mindre volum. Sammenlignet med et stort lager som er optimalisert for lagring og distribusjon av varer innen én varekategori, vil Forsvaret ha så ulike varer som reservedeler, vann, klær og medisiner tilgjengelig på sine lager. Det gjør det vanskelig å benytte samme løsninger som sivile aktører, slik som Orkla, som er optimalisert for å håndtere matvarer på best mulig måte. Forsvaret vil heller ikke ha like stort omløp av varer som en kommersiell aktør. Det gjør at behovet og gevinstene for lagerroboter kan være lavere for Forsvaret enn for en stor sivil aktør.

2.2 Overvåkning av lagerinventar

En stor utfordring for logistikkvirksomheten, i både Forsvaret og mange andre virksomheter, er manglende oversikt over hva som ligger på lager. Manuell varetelling må gjennomføres jevnlig, er tidkrevende og unøyaktige (Hardesty, 2017). Ved å benytte KI kan man forenkle arbeidet med å ha kontroll på hvilke varer som er på lageret, antall varer og plassere varer på en hensiktsmessig måte for å optimalisere lagerdriften.

Computer vision, eller maskinsyn, er et felt innenfor KI som gjør at datamaskiner og systemer kan hente ut meningsfull informasjon fra digitale bilder, videoer eller andre visuelle kilder og ta avgjørelser basert på informasjonen som hentes inn fra omgivelsene. På samme måte som mennesker, kan maskinsyn skille mellom ulike gjenstander, hvor langt borte de er, hvor fort de beveger seg eller om det er noe galt i bildet (IBM, u.å.). Innenfor varehandel har betydningen av KI økt, og ved å benytte dyp læring og bildegenkjenning kan man hente ut informasjon slik som varemerke, etiketter, logoer, pris og om varen er på lager. I et varelager kan man benytte samme teknologi til å blant annet kunne gi et sanntidsbilde av lagerinventar (Gesing et al., 2018).

KI kan også kombineres med annen teknologi for å utføre overvåkning av lagerinventar, som RFID⁶-teknologi⁷ og droner. Mellom 2003 og 2011 mistet den amerikanske hæren 5,8 milliarder dollar i lagerinventar. I 2016 meldte U.S. National Retail Federation at tap av lagerinventar utgjorde i snitt 45,2 milliarder dollar årlig. Ved å blant annet bruke droner til å lokalisere varene kan denne teknologiske utviklingen bidra til å løse disse problemene (Hardesty, 2017).

KI har også mulighet til å fange opp kompleks menneskelig atferd i videoer. Denne teknologien benyttes blant annet til å fange opp at en eldre person faller, aggressiv oppførsel på offentlig transport eller butiktyveri. Varehus er utstyrt med overvåkningskamera av sikkerhetsgrunner og

⁶ RFID står for radiofrekvensidentifisering (Radio Frequency Identification).

⁷ RFID-teknologi fungerer på mange måter likt som strekkodeteknologi. Strekkoden må derimot leses direkte av skannerne, men med RFID-teknologi kan informasjon om materialet registreres gjennom radiobølger. Det gjør det mulig med automatisk identifisering, verifisering og sporing (Kaur & Kaur, 2017).

kan kombineres med KI for å optimalisere drift, ved å for eksempel identifisere at riktige varer hentes, eller til å øke sikkerhet ved å fange opp eventuelle ulykker som involverer ansatte (Gesing et al., 2018).

Vi finner eksempler på at andre lands forsvar viser interesse for å utforske mulighetene som ligger i å utnytte KI til overvåking av lagerinventar. Lagerstyring i den amerikanske hæren er fortsatt preget av trege manuelle prosesser. Dette gjør at prosessen med å hente ut viktige komponenter tar lang tid og kan eksponere soldatene mot farlig materiell. For å løse denne utfordringen har den amerikanske hæren lansert «Vision-Based Inventory Management (VBIM)» som en del av programmet SPARTN for å finne lagerstyringssystem som analyserer og identifiserer feltartilleri ved å bruke maskinlæring (ML) og maskinsyn. Dette er en anbudskonkurranse hvor bedrifter som utvikler programvare for lagerstyring kan søke om oppdraget (Army Applications Laboratory, 2021). Målet med prosjektet er å gjøre prosessen med å overføre feltartilleriammunisjon strømlinjeformet og akselerere prosessen gjennom automatisering ved bruk av maskinsyn og ML (DEFTECH, 2021).

Den største gevinsten ved denne type teknologi vil være å ha oversikt over lagerbeholdningen til enhver tid, noe som kan styrke den operative evnen og føre til mindre tap av lagerinventar. For at disse gevinstene skal veie opp for kostnadene bør størrelsen på lagrene og mengden på lagerinventar være omfattende.

2.3 Lageroptimalisering

Innenfor lagerlogistikk kan KI også benyttes til å optimalisere utformingen av lageret. Algoritmer kan bidra til å identifisere de varene med høyest rotasjon, identifisere hvilke lagre varen bør være tilgjengelig på og angi en plassering som gjør det enkelt å hente varene fra lager. Slike analyser kan være enda viktigere for Forsvaret enn for sivile bedrifter da konsekvensen av at oppdragskritisk materiell i en krisesituasjon ikke er tilgjengelig kan være store. Johnson et al. (2021) ser på driverne og ytelsen av oppdragskritiske logistikksystem sammen med Defence Logistics Agency (DLA) og U.S. Navy. De finner at lagerstyring er en mer dynamisk prosess i oppdragskritiske logistikksystem hvor fleksibilitet er avgjørende, og oversikt over hvilke type reservedeler som er og bør være tilgjengelig, samt reservedelens kritikalitet, er avgjørende.

Materiell som ofte hentes ut samtidig bør også plasseres i nærheten av hverandre slik at lageransatte må bruke minst mulig tid på å gå fra den ene siden av lageret til den andre for å hente ut en ordre. Dette kan også gjøres uten bruk av KI, men på et lager med flere tusen ulike artikler kan det være vanskelig å se disse sammenhengene og plassere varene på en hensiktsmessig måte. Uten bruk av KI plasserer lagermedarbeidere varer etter vekt og størrelse på lager basert på noen tidligere erfaringer og egne vurderinger. KI-løsningen bruker fortsatt noen regler og erfaring fra lagermedarbeidere, men er mer effektiv da den benytter data og analyser. Ved å benytte KI kan man forutse sannsynligheten for at en vare hentes ut og planlegge vareplasseringen ut fra dette (Zhang et al., 2021).

Dersom en ansatt må gå rundt og lete på lager etter en spesifikk vare, vil det kunne skape frustrasjon i arbeidshverdagen. Når lagrene blir større, kan denne utfordringen øke i tillegg til at det vil være vanskeligere å ha oversikt over materiellet på lageret ved manuell inspeksjon. Dersom lagerstrukturen endres til færre og større lagre som en del av M&E-arbeidet i sektoren vil en løsning som benytter KI bli mer lønnsom grunnet stordriftsfordeler. Ved etablering er det også mulig å gjøre tilpasninger som legger til rette for bruk av KI-systemer.

2.4 Samlet vurdering: lagerlogistikk

Vi vurderer at lagerlogistikk i utgangspunktet kan gi både økonomiske gevinster og kvalitetsgevinster for FLO. Økonomiske gevinster i form av reduksjon av feil- eller mangelfull registrering, lavere ressursbruk og mulighet til å justere kapasiteten ut fra aktivitetsnivå. Kvalitetsgevinster innebærer lavere risiko for skader, mindre repetitive oppgaver for de ansatte og bedre oversikt over lagerinventar. Innen lagerlogistikk er mye av litteraturen knyttet til store globale selskaper, som Amazon og DHL. Vi har sett noen eksempler på pilotprosjekter eller prosjekter i oppstartsfasen fra andre lands forsvar, men det er ikke identifisert utstrakt bruk i forsvarssektoren i denne studien.

Slik lagerstrukturen i Forsvaret er i dag, vurderer vi dette som et mindre modent område for å innføre KI-systemer på kort og mellomlang sikt. Det skyldes i hovedsak at Forsvaret har mange små lagre, som ikke er standardisert, og det er store sikkerhetsutfordringer ved å benytte trådløs teknologi gitt dagens sikkerhetshensyn. Det kan medføre at gevinstene som påløper ved å implementere KI-systemer på lagrene ikke blir store nok til å kompensere for tids- og kostnadsbruken ved å anskaffe systemene. Ved eventuell etablering av større sentraliserte lager anbefaler vi derimot å utforske bruk av KI-systemer eller andre automatiseringstiltak, gjerne ved først å sette i gang et pilotprosjekt ved et av de større eksisterende lagrene for å øke sjansen for vellykket implementering i større skala. På hovedlagrene vil man kunne få stordriftsfordeler ved å integrere KI-systemet og legge til rette for å ta i bruk KI-systemer allerede i etableringsfasen.

3 Vedlikehold

FLO vedlikeholder store deler av Forsvarets materiell, og forvalter kontrakter for vedlikeholdet de selv ikke foretar. Kostnadene som påløper som følge av vedlikeholdet utgjør en substansiell del av kostnadene til Forsvaret. I 2016 brukte Forsvaret om lag 3,5⁸ milliarder kroner på vedlikehold (Hognaland, 2016, som referert i Berg et al., 2020), noe som utgjorde ca. 7 prosent av forsvarsbudsjettet i 2016 på 48,8 milliarder kroner.⁹ Denne kostnaden omfatter lønn til reparatører, anskaffelser av reservedeler, kostnader til eksternt utført vedlikehold, og kostnadene knyttet til EBA brukt i vedlikeholdet. Tidligere studier har identifisert vedlikehold som et område som kan effektiviseres (Berg et al., 2020; Kvalvik et al., 2019; McKinsey, 2015). I disse studiene ble blant annet utidig vedlikehold og dårlig utnyttelse av skrutid pekt på som kostnadsdrivere. I dette kapittelet ser vi på hvordan KI kan benyttes for å effektivisere vedlikeholdsarbeidet. Vi vil gå inn på følgende anvendelser av KI innen vedlikehold:

- Feilidentifikasjon via sensorer (kapittel 3.1)
- Prediktivt vedlikehold (kapittel 3.2)
 1. Feilgjenkjenning (kapittel 3.2.1)
 2. Modellering av slitasjeforløp (kapittel 3.2.2)
 3. Avviksgjenkjenning (kapittel 3.2.3)

3.1 Feilidentifikasjon via sensorer

KI kan benyttes til å identifisere feil via sensorer. Mange nye biler har for eksempel sensorer innebygd i motoren, som optimerer motorens funksjon og deler informasjon om motorens tilstand til bilens datamaskin (Yde et al., 2021). Foresti et al. (2020) understreker viktigheten av interaksjonen mellom menneske og maskin. Ulike typer alarmer, herunder advarsler, inspeksjon, operatør og tilsynsalarmer, kan varsle om feil og deretter kan KI-systemet identifisere og varsle vedlikeholdspersonell enten med bilde eller tekst med informasjon om feilen ut fra hvor kritisk problemet er. Når delen som er involvert i feilen har blitt identifisert og rettet opp i kan vedlikeholdspersonellet eller sensoren endre status til normal igjen. Eksempler på ulike feil som kan oppfattes av disse sensorene, som Habeeb et al. (2019) trekker frem for autonome kjøretøy, er unormalt drivstofforbruk, endring i fart eller plutselig kortslutning.

Selv om bruk av sensorer i dag er utbredt og kan gi verdifull informasjon i kritiske scenarioer, fant Ahmad et al. (2017) at pålitelige løsninger ikke eksisterte på tidspunktet de gjennomførte studien. De anbefalte derfor enkle og robuste løsninger for å kunne takle utfordringer ved å identifisere feil gjennom sensorer i sanntid. I motsetning til prediktivt vedlikehold er dette en mindre ressurskrevende anvendelse av KI. I forskningslitteraturen er likevel bruken av KI-

⁸ 3,92 milliarder kroner i 2021-kroner.

⁹ Total forsvarsramme: saldert budsjett 2016 (Forsvarsdepartementet, 2016a).

systemer knyttet til sensorer og vedlikehold mest undersøkt i kombinasjon med prediktivt vedlikehold.

Sensordata kan benyttes til å identifisere og varsle forsvarspersonell når feilen inntreffer, hvor feilen oppstår og rettes opp i før det oppstår mer skade på materiellet og dermed øke sikkerheten. Denne teknologien kan dermed bidra til å lette vedlikeholdsarbeidet, skape tidsbesparelser ved at feil raskere blir identifisert og gjøre jobben for vedlikeholdspersonell lettere. Dette er imidlertid noe som må hensyntas i kravstillingen når materiellet anskaffes og krever samarbeid på tvers av ansvarlige etater.

3.2 Prediktivt vedlikehold

FLO gjennomfører hovedsakelig to typer vedlikehold i dag (Berg et al., 2020): korrektivt og preventivt vedlikehold.¹⁰ Med korrektivt vedlikehold menes det vedlikeholdet som gjennomføres på et materiell som allerede er i ustand. Korrektivt vedlikehold er altså nødvendig ved akutte feil på materiellet, men er forbundet med høye vedlikeholdskostnader og lang ventetid. Til forskjell er preventivt vedlikehold regelstyrt utskifting eller reparasjon av materiell med hensikt å forebygge og minimere systemsvikt.

Prosesseierskap innen vedlikehold er fordelt på flere etater, og både FLO og FMA må være involvert for å ta i bruk prediktivt vedlikehold. Som fagmyndighet materiell er det FMA som setter krav og føringer for vedlikehold av materiellsystemer. FMA har også en viktig rolle i arbeidet med datainnsamling og datakvalitet. FMA skal måles på (blant annet) materielltilgjengelighet og FLO måles på kostnadseffektivitet i vedlikehold. Begge disse kan forbedres gjennom prediktivt vedlikehold.

Preventivt vedlikehold benyttes for de aller fleste materiellsystemene i forsvarssektoren, og blir i dag bestemt ut ifra enkle tellere som antall ganger brukt, antall kjørte kilometer, eller antall driftstimer, materiellets alder, og/eller faste tidsintervaller basert på tidligere erfaringer eller beste praksis. Eksempelvis gjennomfører FLO preventivt vedlikehold for landmateriell hvert halvår eller år, og for marinefartøy er rutinene typisk årlige i tillegg til mer omfattende rutiner («hovedrutiner») hvert tredje, femte eller syvende år avhengig av fartøyet.

En svakhet ved preventivt vedlikehold er at man ikke nødvendigvis knytter vedlikehold til materiellet som har størst behov for å bli vedlikeholdt. Tellere, alder og tid vil ikke alltid være gode indikatorer for materiellets faktiske tilstand. Tidligere studier har også vist til at intervallene FLO benytter for preventivt vedlikehold er basert på erfaringer fra utstyr som er utviklet flere tiår tilbake, og er ikke nødvendigvis representative for dagens materiellsystemer (Berg et al., 2020). Det kan føre til at materiell blir vedlikeholdt for ofte, som både øker vedlikeholdskostnader og

¹⁰ Av de to vedlikeholdstypene er det korrektivt vedlikehold som utgjør den største kostnaden for Forsvaret. I følge tidligere studier utgjør korrektivt vedlikehold om lag 80 prosent av vedlikeholdskostnadene for landmateriell (Kvalvik et al., 2019). Se for øvrig Berg et al. (2020) for en grundigere innføring i vedlikeholdskonsepter og ulike typer vedlikeholdsarbeid som Forsvaret utfører.

nedetid på materiellet. Både korrektivt og preventivt vedlikehold skaper dermed ineffektivitet i måten vedlikehold blir utført på i dag.

En tredje tilnærming til vedlikehold som muliggjør mer effektiv ressursbruk, er prediktivt vedlikehold. Mens preventivt vedlikehold blir utført med jevnlige intervaller, handler prediktivt vedlikehold om å utføre vedlikehold på materiell etter behov. Prediktivt vedlikehold søker å utnytte innsikten om at de aller fleste feil ikke oppstår sporadisk og øyeblikkelig, men heller som følge av slitasje over tid basert på bruksmønster, omgivelser, og lignende. I prediktivt vedlikehold blir ulike prediksjonsteknikker (for eksempel ML-teknikker) benyttet til å modellere slitasjeforløp og hvordan bruk i forskjellige situasjoner påvirker materielltilstand – og til å avgjøre når det er behov for å gjennomføre vedlikehold (Carvalho et al., 2019).¹¹

Presise prediksjoner om materiellets tilstand gjør det mulig å utføre vedlikehold på et optimalt tidspunkt gitt havaririsiko, kostnaden av nedetid på systemene, behov for materielltilgjengelighet i operativ struktur, tilgjengelighet av reparatører og tilgjengelighet av reservedeler. I tillegg blir behovet for personell, reservedeler og risiko lettere å planlegge. I dag gjennomføres det lite prediktivt vedlikehold i Forsvaret. Unntaket er innen luftsystemer hvor prediktivt vedlikehold anvendes blant annet i vedlikeholdet av F-35.¹² Bruk av prediksjonsalgoritmer og sensorer innenfor vedlikehold har likevel vært trukket frem som et satsingsområdet under «Smarte Systemer» i Forsvarets digitaliseringsstrategi (Forsvaret, 2018).

Utenfor Forsvaret har KI-basert prediktivt vedlikehold opplevd et økende fokus de seneste årene. En litteraturstudie om prediktivt vedlikehold i industrien (Carvalho et al., 2019) viser at antall tidsskriftartikler som foreslår og eksperimenterer med bruk av ML i prediktivt vedlikehold har vært sterkt voksende. Applikasjonene spenner fra brenselceller til girbokser, fra harddisker til halvledere, og fra industrielle pumper til vindturbiner. En observasjon er at det sjeldent er utviklet KI-modeller for å predikere tilstanden til store systemer, men heller for å si noe om delsystemer eller komponenter. Her er det et særlig fokus på prediktivt vedlikehold av motorer.

Flere nasjoners forsvar har begynt, eller uttrykt en ambisjon om, å satse på prediktivt vedlikehold. De mest utfyllende eksemplene finner vi i det amerikanske forsvaret. USA benytter prediktivt vedlikehold for en rekke materiellsystemer gjennom programmet Conditions-Based Maintenance Plus (CBMP). I programmet blir KI benyttet for å øke påliteligheten til det amerikanske forsvarets materiellsystemer, redusere vedlikeholdskostnader og redusere ikke-planlagt vedlikehold (Department of Defense, 2021a). Vedlikeholdsprogrammet fungerer på tvers av områdene land, sjø og luft. Under CBMP-programmet har den amerikanske marinen allerede anvendt KI-basert prediktivt vedlikehold på en rekke materiell, inkludert gassturbinene i flåten (Allison 501K34) og

¹¹ Prediktivt vedlikehold kan basere seg på kvalitative erfarings- og kunnskapsbaserte metoder, eller kvantitative modeller, herunder KI-systemer. Ofte benyttes en kombinasjon av kvalitative og kvantitative metoder. Vi ser kun på bruk av KI-modeller innen prediktivt vedlikehold i denne rapporten. KI-modeller kan ofte utkonkurrere mer generelle statistiske metoder i nøyaktighet. Videre kan de være supplerende til erfarings- og kunnskapsbaserte metoder og avdekke skjulte signal på slitasje eller feil som kan være vanskelig for mennesker å fange opp.

¹² Vedlikeholdssystemet til F-35 heter Autonomic Logistics Information System (ALIS). I ALIS lastes tidsseriedata fra sensorer fra alle flyene som er med i programmet ned på en sentral datamaskin plassert på base, og/eller hos flyprodusenten. Maskinlæring brukes for å gjenkjenne feil og lærer av sviktmønstrene for å prognostisere fremtidige feil.

kjølningssystemer (York HFC134A Marine Plant). Herunder er det installert mellom 3000 og 5000 sensorer for tilstandsovervåkning på 94 av flåtens totalt 177 overflatefartøy (Department of Defense, 2021a). Den amerikanske marinen er betydelig større enn den norske, som gjør at både kostnaden og gevinsten vil være betydelig lavere for Norge. Dataene fra sensorene brukes for å trene modeller og gi prediksjoner om fartøyets tilstand. Den spanske marinen har også testet KI innen prediktivt vedlikehold på marinesystemer slikt som dieselmotorer og dieselgeneratorer i BAM Maritime Action Vessels og F-100 fregatter (Fernández-Barrero et al., 2021). Den nederlandske marinen har også begynt å ta i bruk KI for å overvåke systemene på sine fartøy for å ta i bruk prediktivt vedlikehold (Buitendijk, 2020).

Det amerikanske luftforsvaret benytter prediktivt vedlikehold på fly slik som B-1, KC-135, C-5, F-15 (Tirpak, 2019) og F-35 (Berg et al., 2020). De har en ambisjonen om at alle luftforsvarets systemer skal benytte seg av en type prediktivt vedlikehold innen slutten av 2022 (Tirpak, 2019).¹³ Det amerikanske forsvarsdepartementet har også tett samarbeid med private selskaper i anvendelsen av KI. Et eksempel er selskapet Uptake som per 2022 har levert 150 dataanalysemodeller for KI-drevet prognostisering og løsninger for prediktivt vedlikehold til operasjoner (Uptake, 2022). I 2018 ble det mer konkret rapportert om at Uptake utviklet en prediktiv vedlikeholdsmodell for kampkjøretøyet Bradley M2A3 (Jordan, 2018). Også Norge har deltatt i et NORDEFECO-utvalg med mandat om å utrede aktuelle anvendelser av KI i de nordiske lands forsvar. Sluttrapporten dokumenterer at prediktivt vedlikehold er en av de mest nærliggende anvendelsene (NORDEFECO Artificial Intelligence Working Group, 2019).¹⁴

Samtidig finnes det få studier som ser på hvilken effekt KI-basert prediktivt vedlikehold har hatt på kostnader. Ifølge nøkkeltall delt av selskapet Uptake har bruk av 150 dataanalysemodeller i den amerikanske forsvarssektoren ført til 12 prosent reduksjon i vedlikeholdskostnader, 8 prosent økning i materielltilgjengelighet, 20 prosent reduksjon i sammenbrudd og 9 prosent økning i effektiviteten til vedlikeholdspersonell (Uptake, 2022). Andre kilder viser til erfaringstall for prediktivt vedlikehold mer generelt, som kan være overførbare til KI-basert prediktivt vedlikehold. I de prediktive vedlikeholdsprogrammene til USA anslo man i 2020 at man hadde spart 68 millioner dollar (om lag 680 millioner kroner) bare i luftforsvaret enten i kostnadsreduksjoner eller unngåtte kostnader (Air Force Magazine, 2020).¹⁵ For de amerikanske programmene har avkastningen på investeringen¹⁶ over prosjektets levetid ligget på om lag 66 prosent. I følge Arena et al. (2021) har resultater fra spørreundersøkelser i øvrige sektorer vist at bedrifter i snitt har redusert akutte feil med 70–75 prosent, redusert vedlikeholdskostnader med 25–30 prosent, og økt produksjonen med 20–25 prosent ved å innføre prediktive vedlikeholdsprogram. I samme studie blir det hevdet at gevinsten ved innføring av prediktivt vedlikehold i snitt var ti ganger så høy som investeringskostnaden. En rapport fra Deloitte viser til noe lavere erfaringstall og finner at gevinsten ved prediktivt vedlikehold er om lag 10–20 prosent økt materielltilgjengelighet, 5–

¹³ Det er imidlertid usikkert hvorvidt ambisjonen er å benytte nettopp KI i vedlikeholdet av alle systemene.

¹⁴ Ulike kilder kan benytte ulike begreper for (KI-basert) prediktivt vedlikehold. I rapporten benyttes begrepet «*prescriptive maintenance*».

¹⁵ Det amerikanske forsvaret brukte om lag 235 milliarder USD, eller om lag 2 350 milliarder NOK, på «*operations & maintenance*» i 2021 (NATO, 2022).

¹⁶ Nettogevinst over investert beløp.

10 prosent reduksjon i driftskostnader, 5–10 prosent reduksjon i totale vedlikeholdskostnader, og 20–50 prosent reduksjon i planleggingstid (Deloitte, 2017, s. 10).

Det knytter seg også utfordringer til KI-basert prediktivt vedlikehold som det er viktig å være klar over. Som KI-anvendelser generelt, er også presisjonen til KI-modeller for prediktivt vedlikehold i stor grad avhengig av dataene modellene trenes på (Theissler et al., 2021). I seg selv trenger dette ikke være en utfordring for Forsvaret. Forsvaret har tilgang på store mengder vedlikeholdsdata. En utfordring er at store deler av dataene er ustrukturerte og dokumentert i flere forskjellige formater. I intervjuer med FLO trekkes (håndskrevne) vedlikeholdslogger og servicerapporter frem som eksempler på ustrukturerte data. Herunder er det også nevnt at vedlikeholdsloggene i liten grad er standardiserte og kvalitetssikret. Selv om dokumentene ofte er lagret elektronisk, er de ikke nødvendigvis lagret på et format som gjør at det enkelt kan trekkes informasjon ut av dem. Det amerikanske forsvaret eksperimenterer med bruk av KI for å takle denne utfordringen (Murugesan, u.å.). Flere av systemene Forsvaret benytter, kommer ferdig utstyrt med sensorer som kontinuerlig fanger opp data. Disse er lite brukt i dag, eller finnes isolert i egne vedlikeholdssystemer for det spesifikke materiellet og blir ikke samlet i én database. I en utredning om bruk av prediktivt vedlikehold i det amerikanske forsvaret trekkes lignende ukomplette og unøyaktige data, samt mangelen på automatisert datainnsamling av sanntidsdata frem som én av hovedutfordringene for å ta i bruk prediktivt vedlikehold (Department of Defense, 2022).

Det er dessuten viktig å påpeke at prediktivt vedlikehold ikke kan erstatte korrektivt vedlikehold. Enkelte feil kan aldri forutsees eller unngås ved forhåndsbestemt vedlikehold. Om man mister telefonen sin i bakken og skjermen knuser er det ikke nødvendigvis slik at skjermen ville kommet uskadd fra fallet om et nytt glass var satt inn dagen før. Selv for slike akutte feil vil imidlertid KI-prediksjonsmodeller for den resterende porteføljen være nyttig. Prediksjonsmodeller bidrar med styringsinformasjon om vedlikeholdsbehovet som gjør det enklere å prioritere eller nedprioritere korrektivt vedlikehold. I de fleste tilfeller vil prediktivt vedlikehold minst kunne dekke 20 prosent av alle feil som må rettes og 25–35 prosent ved menneskelig assistanse (Moubray, 2001).

Samlet tyder eksisterende forskning og interesse for teknologien i andre lands forsvar på at KI-basert prediktivt vedlikehold er en moden teknologi.

I resten av dette kapitlet går vi nærmere inn på hvordan prediktivt vedlikehold kan gjennomføres. Overordnet kan man skille mellom tre typer KI-anvendelser for prediktivt vedlikehold: 1) feilgjenkjenning, 2) modellering av slitasjeforløp og 3) avviksanalyse. I tillegg tar vi kort for oss hybride anvendelser.

3.2.1 Feilgjenkjenning

Et system kan ha mange feil som kun over lengre tid fører til systemsvikt. Redusert ytelse på kjølingssystemene i en maskin kan eksempelvis føre til overoppheting. Om overopphetingen er vedvarende kan dette gjøre skade på elektriske kretser og forårsake brann og eksplosjoner. Overoppheting kan skyldes forskjellige feil på nedkjølingssystemene, for eksempel feil på strømforsyningsenheter, kortslutninger eller akkumulering av støv. I komplekse systemer kan det være

hundrevis av feiltyper, med hundrevis av forklaringer for feilen. Å finne måter for hurtig og presist å identifisere hva som forårsaker dem, er derfor en viktig prosess for vedlikeholdspersonell.

KI-modeller kan benyttes for å identifisere feil i systemer via sensorer, som beskrevet i kapittel 3.1, men det kan også benyttes til å predikere feil innenfor prediktivt vedlikehold. Oftest formuleres feilgjenkjenning som et klassifiseringsproblem, som betyr at man forsøker å modellere til hvilken gruppe eller klasse en observasjon (dvs. feil) tilhører. En viktig forutsetning for å kunne trene opp en KI-modell til å gjenkjenne feil, er at man tidligere har identifisert feil og kodet dette i data. Det er også nødvendig å ha data som gjør det mulig å skille feil fra normaltstand.

De fleste mekaniske systemer er komplekse og består av et høyt antall komponenter. Grunnet ressursbegrensninger vil som regel kun et utvalg av disse overvåkes og brukes som variabler i en ML-modell for å predikere feil. For å gi presise prediksjoner må det være sammenheng mellom komponentene og forholdene som benyttes for å trene modellen og feilen man ønsker å identifisere. En sentral utfordring for feilgjenkjenning er dermed å samle data om de *riktige* variablene. Ekspertter, slik som mekanikere og ingeniører, kan være med på å rette søkelyset mot de riktige variablene. Ekspertter sitter på kunnskap som gjør dem i stand til å predikere sammenhenger mellom sensorsignaler og feil som kan være veiledende for hva som bør overvåkes. Sammenhengene som ekspertter identifiserer baserer seg ofte på domenekunnskap (Prytz, 2014). Like viktig er det å fange opp sammenhenger som gjelder kun for det spesifikke materiellet, basert på de unike operasjonsforholdene det benyttes i. En stormpanservogn som benyttes i sandfylte Afghanistan kan oppleve andre feil enn en feltvogn som kun benyttes i arktiske forhold. Mindre åpenbart er hvordan forholdene endrer hva man bør samle data på. Det er heller ikke åpenbart hvorvidt overvåking av komponenter og andre forhold er tilstrekkelig. Sensordata kan tenkes å samle data som er både for lokale (temperaturen på en spesifikk prosesseringsenhet) eller globale (temperaturen i et øvingsområde) forhold. En ripe i panseret eller en bulk i karosseriet kan si noe om tilstanden til en bil og bruken av denne, men det kan være vanskelig å finne en passende sensor til å fange opp slike feil som er enkle å påpeke for mennesker. En ML-modell vil derfor også basere seg på kvalitative data som for eksempel vurderinger av materiellets tilstand slik det fremgår av vedlikeholdslogger. For datainnsamling generelt kan et rimelig utgangspunkt være å begynne med variabler som ekspertter anbefaler og øvrig data man har tilgjengelig. Om man ikke oppnår presise modeller ved overvåkingen kan man vurdere å samle data for andre variabler.

3.2.2 Modellering av slitasjeforløp

Et steg videre fra feilgjenkjenning er modellering av slitasjeforløp. Modellering av slitasjeforløp handler om å bruke historiske data for å avgjøre hvordan bruk, (for eksempel kjøretimer) og omstendighetene rundt bruk (for eksempel terreng og temperatur), forringer materiell over tid. Typisk estimerer man antall sannsynlige sykluser til systemet havarerer, såkalt Remaining Useful Lifetime (RUL). Sammenlignet med feilgjenkjenning, handler altså modellering av slitasjeforløp om å predikere gjenværende levetid i stedet for å klassifisere hvilke typer av feil som kan forventes å inntreffe. For eksempel bruker Mansouri et al. (2017) ML-metoder for å estimere RUL av litium-ion batterier, med spesielt fokus på å øke flytiden til droner. Batterier er et eksempel på materiell som er spesielt godt egnet for RUL-estimering ettersom de har fallende ytelse. Det er

mer utfordrende å bruke RUL-estimering på større systemer hvor ytelsen kan være vanskelig å måle.

Presis estimering av RUL kan gi store muligheter for innsparinger. Det åpner for god planlegging rundt vedlikehold, reservedelsanskaffelser, optimalisering av vedlikeholdsplaner og synliggjøring av risiko for nedbrytning (Uptake, 2022). Innenfor de tre anvendelsene av prediktivt vedlikehold vi har identifisert (feilgjenkjenning, modellering av slitasjeløp og avviksgjenkjenning), er modellering av slitasjeforløp den som er mest utfordrende å ta i bruk. For å trene opp KI-modeller til RUL-estimering, er det nødvendig at materialet har et slitasjeforløp som kan predikeres. I visse tilfeller, for eksempel når slitasjeforløpet ikke er lineært, kan det også være nødvendig å ha historiske data på tidspunktet systemsvikt inntreffer for å skape gode RUL-estimerer.

3.2.3 Avviksgjenkjenning

Avviksgjenkjenning er en analyseform som ikke belager seg på et datasett på feil. En forutsetning for de to overnevnte anvendelsene, feilgjenkjenning og modellering av slitasjeforløp, er behovet for data på observerte og markerte feil (eller markert reduksjon i ytelse) i historiske datasett. Formålet med vedlikehold er å redusere feil i systemer, spesielt i kritiske systemer. Vedlikehold vil derfor naturlig redusere antall feil og dermed begrense mengden data tilgjengelig for å trene modeller. Å balansere behovet for feildata og kostnadene som påløper ved å la feil inntreffe kan være vanskelig. For en organisasjon som Forsvaret, med høye krav til beredskap og operativ evne er risikotoleransen for feil særlig lav. Dermed er anvendelser som avviksgjenkjenning nyttige.

Avviksgjenkjenning består i å identifisere uteliggere (*outliers*), rariteter eller mistenkelig oppførsel. Når ML benyttes for å gjøre avviksgjenkjenning, uten at man har predefinert hva feil, avvik eller normal oppførsel er, kalles det ikke-veiledet læring (*unsupervised learning*).¹⁷ Formålet med modellene er da å avgjøre hvordan observasjonene kan deles inn i grupper. En intuitiv fremgangsmåte er å forsøke å dele observasjonene i to grupper slik at den ene gruppen representerer normalt fungerende utstyr og den andre representerer utstyr med feil. En mer nyansert inndeling med flere grupper kan ha til formål å beskrive et spektrum av tilstander. Om man definerer ti grupper kan eksempelvis tolkningen være at gruppe 1 beskriver normalt tilstand, gruppe 2 beskriver mindre feil, også videre opp til gruppe 10 som beskriver alvorlig systemsvikt.

Det er brukeren som må tilføre mening til hver gruppe. Med andre ord vil modellen kun si noe om hvordan observasjonene best lar seg gruppere ut ifra hvor like de er. Modellen kan ikke si noe om hvilken gruppe som representerer feil og hvilken som representerer normalt tilstand (eller om begge gruppene istedenfor er to forskjellige feil eller normalt tilstander). Denne tydelige svakheten ved ikke-veiledet læring følger direkte av mangelen på feildata. Modellen kan ikke forventes å vite hva som karakteriserer en feil uten at den er blitt fortalt hvordan en feil ser ut. Når avviksanalyse likevel benyttes for å identifisere feil er det med forutsetning om at en observasjon med feil og observasjon over normalt tilstand vil være tilstrekkelig ulike til at modellen ønsker å skille dem i forskjellige grupper. For å tilføre mening til gruppene må man kombinere innsikten fra

¹⁷ Med ikke-veiledet menes det at modellen trenes uten en responsvariabel.

avviksgjenkjenningsmodellene med annen kunnskap. Én måte å tilføre verdi til avviksgjenkjenning er å benytte domeneeksperter til å tolke resultatene fra avviksanalysen. En annen måte er å kombinere avviksgjenkjenning med annen dataanalyse, for eksempel ved ytelsesmål for materiellet under antagelsen om at gruppene med lav ytelse er feilgrupper.

3.2.4 Hybride anvendelser

Til tross for at vi har delt KI-anvendelser innen prediktivt vedlikehold inn i tre grupper, er skillene mindre relevante i praksis. Hvilke data og algoritmer som må benyttes går ofte igjen i flere av applikasjonene. Anvendelsene bygger også på hverandre. Når grupperinger fra avviksgjenkjenning er blitt merket etter tilstand, beveger vi oss fra avviksgjenkjenning til feilgjenkjenning. Feilgjenkjenning benyttes da til å identifisere hvilken gruppe et nytt datapunkt tilhører (se Fernández-Barrero et al., 2021). Lignende kan innsikt og datagrunnlag fra avviksgjenkjenning og feilgjenkjenning føre til at man enklere kan estimere RUL.

I tillegg til å kombinere ulike KI-anvendelser innen prediktivt vedlikehold, kan KI-anvendelsene også kombineres med andre metoder. Under avviksgjenkjenning nevnte vi blant annet kombinasjonen mellom en KI-anvendelse og utnyttelse av domenekunnskap. Dette kan videre integreres i systemer hvor modellene fungerer som assistenter til vedlikeholdspersonell (Wellsandt et al., 2022). KI kan også kombineres i andre kvalitative eller kvantitative modeller for prediktivt vedlikehold gjennom variabelseleksjon (Tinga, 2021). Videre kan KI benyttes for å strukturere data som kan inngå i modeller for prediktivt vedlikehold, f.eks. ved hjelp av bildegjenkjenning (Liu et al., 2022) eller tekstanalyse (Usuga-Cadavid et al., 2022). Heller (2019) fremhever blant annet hvordan den amerikanske forsvarssektoren bør lære av sivil sektor i å bruke droner og bildeanalyse til å overvåke status på materiell, bygninger og baser for å predikere behov for vedlikehold.

3.3 Samlet vurdering: vedlikehold

Vedlikehold, herunder prediktivt vedlikehold, er det området i rapporten vi har identifisert med mest utstrakt bruk av KI i andre lands forsvar. Det kan ha en sammenheng med at det er store økonomiske gevinster, men også kvalitetsgevinster, innenfor området. Økonomiske gevinster inkluderer lengre levetid for materiell, mindre nedetid og bedre beslutningsgrunnlag. Kvalitetsgevinster kan innebære økt sikkerhet, forenkling av de ansattes arbeidshverdag ved at KI-systemet identifiserer tekniske feil og økning av kvaliteten på materiellet. Forsvaret bruker mye ressurser på å planlegge og gjennomføre vedlikehold, samt at nedetid ved at materiellet er inne til vedlikehold gir reduksjon av operativ evne. I kombinasjon med at dette fremstår som et relativt modent felt for KI-anvendelser, anbefaler vi derfor at prediktivt vedlikehold prioriteres som et område for å utnytte KI-systemer på kort og mellomlang sikt. FMA setter rammene for vedlikehold av Forsvarets materiell og legger derfor føringer for arbeidet. Det er likevel FLO som har best kjennskap til utførelsen av vedlikeholdet, og FLO og FMA må jobbe tett sammen for å implementere prediktivt vedlikehold i Forsvaret. Det kan også være aktuelt å gjennomføre initiativer i samarbeid med andre forsvarsnasjoner, for eksempel innen NORDEFECO, på et felles materiellsystem for å dele på kompetanse og kostnader knyttet til eksperimentering og utvikling av løsninger.

4 Anskaffelser og behovsplanlegging

Det er FLO Forsyning som er ansvarlig for planlegging av behov, innkjøp og styring av lagerbeholdningen for alle reservedeler. Anskaffelser og behovsplanlegging er essensielt for at FLO skal kunne oppfylle sine oppgaver – at Forsvaret får det de trenger, der de trenger det, når de trenger det. I flere tilfeller har mangelfull planlegging ført til lengre leveransetid og dyre hasteanskaffelser (Kampesæter et al., 2020). Det har igjen konsekvenser for tilgjengeligheten av materiell til operativ virksomhet.

I dette kapittelet skal vi se på noen KI-anvendelser som kan hjelpe til å forbedre prosessene innen anskaffelser og behovsplanlegging.

- Etterspørselsestimering (kapittel 4.1)
- Risikostyring i verdikjeden (kapittel 4.2)
- Prosessautomatisering: automatisering av avrop (kapittel 4.3)

4.1 Etterspørselsestimering

Etterspørselsestimering innebærer å predikere fremtidig etterspørsel og er en viktig del av behovsplanlegging. Noen forskere går så langt som å si at presise prognoser for etterspørsel er selve kjernen i effektiv forsyningsledelse og drift (Hofmann & Rutschmann, 2018). På samme grunnlag er etterspørselsestimering en forutsetning for produksjonskonsepter (blant annet *just-in-time*) som skal sikre at deler som trengs kommer på plass til rett tid og rett sted (Sultana & Ahmed, 2014; Yasin et al., 2001).

Ved å estimere fremtidig vareflyt presist, kan FLO foreta planlegging rundt både innkjøp og distribusjon og på den måten bli mer effektiv. Etterspørselsestimering er blant annet nyttig for å sørge for at det er nok ansatte tilgjengelig til enhver tid for å håndtere vareflyt og maksimere ansattes produktivitet på et varelager. Presis etterspørselsestimering kan også være med på å sikre verdikjeden til Forsvaret. Gode prognoser gjør det mulig for en virksomhet å være tidligere ute med å viderefremme behov nedover i verdikjeden slik at leverandørene kan levere tidsriktig og til lavere kostnad (Carbonneau et al., 2008). Videre kan etterspørselsestimering skape økonomisk gevinst ved å muliggjøre konsolidering av behov. For å minimere kostnad og forenkle logistikk lønner det seg ofte for virksomheter å bestille én stor ordre fremfor flere mindre ordre. Bedre oversikt over forventet behov gjør det mulig å forbedre beslutningsprosessen og samle bestillinger. Det er imidlertid svært viktig å påpeke at historisk data fra fredstid ikke kan benyttes til å predikere behov i krise og krig.

Prognosene som FLO benytter i dag tar primært utgangspunkt i statistiske nøkkeltall basert på historiske data slik som gjennomsnitt og median, samt statistiske metoder slik som glidende gjennomsnitt og eksponentiell utjevning for å estimere etterspørselen av varer. I noen tilfeller blir regnearkmodeller (utviklet i Excel) brukt til å foreta estimeringen, og i andre tilfeller blir statistikk

automatisk generert gjennom programvare som Synchron. Et problem ved de tradisjonelle statistiske metodene er at de ikke nødvendigvis evner å fange opp kompleksiteten i vareflyten og usikkerheten knyttet til estimatene (Seyedan & Mafakheri, 2020). I tillegg kan bruk av regneark-modeller føre til ikke-skalerbare løsninger som bryter sammen om datamengden blir for stor.¹⁸ En annen utfordring er at data, utenom historiske transaksjonsdata, i liten grad blir tatt i bruk av FLO. FLO tar eksempelvis for lite hensyn til planlagte aktiviteter frem i tid (Forsvaret, 2021a, s. 82). Herunder mener Hofmann og Rutschmann (2018, s. 746) at KI-metoder kan spille en stor rolle i å gjøre slike ustrukturerte datakilder om til brukbare variabler inn i intelligente modeller for etterspørselsestimering.

KI kan brukes for å predikere variasjoner i etterspørsel som gjør det mulig å planlegge behov frem i tid, eksempelvis for å kunne møte etterspørselstopper (Gesing et al., 2018). Det finnes også eksempler på virksomheter som benytter KI-løsninger til å fylle opp noen av lagerbeholdningene sine automatisk (Hartley & Sawaya, 2019). Vi finner svært mange forskningsartikler om etterspørselsestimering ved bruk av KI og forskning viser at trenden i antall publiseringer er voksende (Seyedan & Mafakheri, 2020).

KI er blitt foreslått eller tatt i bruk for å predikere etterspørselsmønstre i mange forskjellige sektorer og for et variert utvalg av varer. Et flertall av studiene innenfor området ser på etterspørselsestimering innen detaljhandel og innen varegrupper som historisk har høy lageromsetning. Vi finner også flere eksempler på etterspørselsestimering innen andre sektorer, som bil- og flyindustri, inkludert prediksjon av behovet for reservedeler (se for eksempel Seyedan & Mafakheri, 2020). Videre finner vi et par studier som viser til at etterspørselsestimering med KI er blitt tatt i bruk i militære organisasjoner. De studiene vi finner er forslag til estimering av behovet for reservedeler for militære systemer i Sør-Korea (Choi & Suh, 2020; Yoon & Kim, 2017), men det er uvisst i hvilken grad anvendelsene er tatt i bruk i dag. Det finnes derimot få anvendelser innen etterspørselsestimering av tjenester, men dette kan skyldes at de fleste studier vi finner er fra verdikjedelitteraturen hvor det er mer naturlig å se på varer enn tjenester.

I hvilken grad etterspørselsestimering kan forbedres ved bruk av ML-modeller vil variere fra anvendelse til anvendelse og hvilke data som er tilgjengelige. Bojer og Meldgaard (2021) gjennomgår resultatene fra seks konkurranser hvor målet var å generere de mest presise etterspørselsestimatene ved bruk av ML. Ved sammenligning av modellenes presisjon opp mot tradisjonelle teknikker finner forfatterne at ML-modeller i snitt reduserer prognosefeilen med 40 prosent. Det beste resultatet forekom i en konkurranse for den tyske apotekkjeden Rossmann hvor prognosefeilen ble redusert med 74 prosent.

I intervjuer med FLO har det blitt trukket fram at FLO skiller seg fra sivil logistikkvirksomhet. Omløpshastigheten på varer som ligger på lager er lav, og FLO administrerer få varer per varekategori. Grunnet lavere omløpshastighet og større varebredde vil FLO ha færre observasjoner per vare enn det som trolig har blitt lagt til grunn for å bygge eksisterende modeller. Vi merker oss imidlertid at det er stor variasjon i antall observasjoner som er brukt for å trene ML-modellene

¹⁸ Excel kan kun håndtere 1 048 576 rader og 16 384 kolonner.

innen de forskjellige eksemplene. Eksempelvis var datasettet i Rossmann-konkurransen på 942 observasjoner og 1115 tidsserier. Til sammenligning var datasettet i Corporación Favorita-konkurransen på 1684 observasjoner og over 210 000 tidsserier (Bojer & Meldgaard, 2021). Dette tyder på at organisasjoner kan oppnå gevinster ved å bruke ML i etterspørselsestimering selv med mindre volum (og data). En annen utfordring som FLO trekker frem i intervjuer er lave budsjett til innkjøp som gjør at FLO ikke har mulighet til å gjøre alle innkjøp som de vet det er behov for. Det er også viktig å skille på estimering av etterspørsel i daglig drift, som blir beskrevet her, og mellom krise og krig.

Den store mengden av forskningsartikler innenfor området, grundige litteraturgjennomganger og en voksende interesse tyder på at etterspørselsestimering er et modent område for å ta i bruk KI.

4.2 Risikostyring i verdikjeden

Verdikjeder har blitt mer krevende å håndtere de siste årene. Produktporteføljene er blitt mer komplekse, som har ført til lengre og mer sammenkoblede verdikjeder. I tillegg har koronapandemien og krigen i Ukraina skapt store forstyrrelser i både lokale og globale verdikjeder. Risikomomenter som produksjonsavbrudd, mangel på materialer, usikker etterspørsel og økning i ledetid har økt. Dette har ifølge McKinsey (2021) skapt et økende fokus på robuste verdikjeder og risikostyring.

Schroeder og Lodemann (2021) skiller mellom reaktiv og proaktiv risikostyring av verdikjeden. Reaktiv risikostyring referer til alle tiltak som er igangsatt etter en hendelse for å minimere effektene på verdikjedene, mens proaktiv risikostyring er alle tiltak som er igangsatt for å minimere risikoen i verdikjedene i forkant av en hendelse. Proaktiv risikostyring søker å forebygge uønskede hendelser ved å identifisere mulige risikoer og deretter estimere sannsynligheten for at risikoene kan påvirke organisasjonen negativt.

KI-systemer muliggjør en overgang fra reaktiv risikostyring til større grad av proaktiv risikostyring, ved å kunne gjennomføre prediksjon av risikomomenter automatisk og basert på tidligere erfaringer (Toorajipour et al., 2021).¹⁹ For eksempel kan KI-løsninger benyttes til å håndtere risikomomenter i verdikjeder slik som forsinkelser og feilleveringer (Baryannis et al., 2018).²⁰ Ved å predikere når risikomomenter kan inntreffe, kan virksomheter forbedre seg på, redusere og eventuelt eliminere helt konsekvensene av risikomomentene. Denne typen anvendelser av KI er blant annet i bruk i landbrukssektoren (Lezoche et al., 2020). KI-basert risikostyring av verdikjeder kan også bidra til å redusere kostnader (Deiva Ganesh & Kalpana, 2022).

¹⁹ Det benyttes også matematiske modeller uten KI for proaktiv risikostyring, men disse modellene kan ikke ta avgjørelser eller lære av tidligere hendelser og utfordringer. Ved å benytte KI kan man lære av tidligere erfaringer og endre beslutningene ut fra dette. KI-systemer kan dermed identifisere risikomomenter, ideelt fra stordataanalyse, kvantifisere risiko basert på historiske data og foreslå beste strategi for å håndtere scenarioet (Dani, 2020).

²⁰ Deiva Ganesh og Kalpana (2022) skiller mellom ulike typer risiko i verdikjeden, herunder etterspørselsrisiko, tilbudsrisiko, prosessrisiko, kontrollrisiko, miljørisiko og informasjonsrisiko.

Det amerikanske forsvarsdepartementet har inngått en avtale med et amerikansk selskap for å gjennomføre proaktiv risikohåndtering av verdikjeder ved bruk av KI (Exiger, 2020). Målet med samarbeidet er å gjøre det amerikanske forsvarsdepartementet i stand til å raskt kunne gjennomføre screening av tilbydere og sikring av verdikjeden (Military Embedded Systems, 2022). Det engelske forsvarsdepartementet fremhever også, i sin KI-strategi, risikostyring som et potensielt område for å implementere KI. Et KI-system kan hjelpe beslutningstakere å vurdere ulike alternativer opp mot komplekse og dynamisk risikomomenter og begrensninger (Ministry of Defence, 2022).

Pournader et al. (2021) finner at det er bred forskningslitteratur om risikostyring i verdikjeder, men at det er færre studier som ser på mer avanserte KI-anvendelser som mer nøyaktig estimerer effekten og sannsynligheten av ulike risikomomenter. Hovedutfordringen med å benytte KI er mangel på nødvendig data for å estimere sannsynligheten av risikomomenter. Som for andre KI-anvendelser opplever flere virksomheter at datalagring, styring av data og utveksling av data også er utfordringer ved å ta i bruk KI i risikostyring (Zigiene et al., 2020). Waage og Hemnes (2024) finner utfordringer knyttet til lagring og deling av data også i FLO.

4.3 Prosessautomatisering: automatisering av avrop

I Forsyningsprosjektet (Forsvaret, 2021) trekkes automatisering av avrop frem som et effektiviseringsiltak som kan gi kostnadsbesparelser gjennom mindre manuelt arbeid. Mellom 2023/2025 og 2030/2032 er målet at FLO skal ha høy grad av automatisering av avrop og at kun det mest kritiske og kostbare materiellet skal ha manuelle rutiner for kvalitetssikring. Strategisk innkjøp og planlegging/avrop er dermed et av områdene hvor det siktes mot å ligge på et høyt modenhetsnivå.

Det er i dag lav avtaledekning (65 prosent), noe som medfører tidkrevende enkeltanskaffelser og lav avtalelojalitet grunnet feil og mangler i avtaler. Dagens innkjøpsprosess beskrives som komplisert, byråkratisk og med lav grad av automatisering av avrop. Innkjøpere har utfordringer med å identifisere inngåtte rammeavtaler, og det er høy andel materiell, varer og tjenester kjøpt utenfor rammeavtaler (Forsvaret, 2021). Utfordringen er ikke unik for det norske forsvaret. Sjefen for det danske forsvarrets Værnsfælles Videnscenter rapporterer at det i snitt går to år fra et behov oppstår til gjenstanden leveres til sluttbrukeren (Yde et al., 2021).

Prosessautomatisering kan benyttes til mer enn automatisering av avrop, men vi har valgt ut dette eksempelet da dette er et område det planlegges for automatisering. KI kan benyttes til å gjennomgå og godkjenne kjøpsordre automatisk. Et eksempel som trekkes frem er at KI gjør det mulig for ansatte å bestille kontorrekvisita uten å be om godkjenning, noe som gjør prosessen kortere og mer effektiv (Sammalkorpi & Teppala, 2019). Ifølge McKinsey (2017) er oppgaver som betalinger og fakturabehandling, gjennomføring og mottak av bestillinger relativt enkelt å automatisere. Robotisert prosessautomatisering (RPA) er mest anvendbar til transaksjonelle aktiviteter relatert til å gjennomføre og motta bestillinger. KI er mer tilpasset komplekse oppgaver, som å identifisere og selektare potensielle leverandører, eller å gå igjennom og godkjenne kjøpsordre.

Yde, Nielsen og Dahlberg (2021) trekker frem automatisert registrering av soldaters forbruk som eksempel i boka «Smart krig. Militær anvendelse af kunstig intelligens». Dette kan eksempelvis gjennomføres ved montering av en måler på soldatenes ammunisjonsmagasiner på geværene. Målerne kan videre sende informasjon om forbruket gjennom soldatenes radio og lagres i en sky. I skyen kan alle soldatenes forbruk samles, og KI-systemet kan automatisk legge inn bestilling basert på forbruket.

Automatisering av avrop er et område som allerede har fokus i Forsvaret. Ved å bruke KI kan mer komplekse oppgaver løses, og vi vurderer anvendelsesområdet som et modent område.

4.4 Samlet vurdering: anskaffelser og behovsplanlegging

De økonomiske gevinstene som kan oppnås innenfor anskaffelser og behovsplanlegging er kostnadsreducerende beslutninger både gjennom etterspørselstimering og risikostyring, redusert ressursbruk av å automatisere oppgaver og optimalisere bestillinger. Kvalitetsgevinstene innebærer høyere kvalitet på FLO sine leveranser og mindre repetitive oppgaver for de ansatte. Innen anskaffelser og behovsplanlegging kan både etterspørselstimering, risikostyring og automatisering av avrop kunne gi både økonomiske gevinster og kvalitetsgevinster. Her er det også mulig å starte med å benytte RPA til automatisering av avrop, som er en mer lavhengende frukt enn å innføre KI-systemer, men som likevel kan gi både økonomiske og kvalitetsgevinster. Anvendelser av KI-systemer innenfor dette området vil kunne bidra til at Forsvaret får det de trenger, når de trenger det, og dermed gi positive utslag i operativ evne. Vi vurderer anskaffelser og behovsplanlegging som et område hvor det er muligheter for å eksperimentere med ulike anvendelser og starte opp pilotprosjekter, uten at det krever svært store ressurser. En viktig forutsetning for anvendelser innen dette området er tilgang til, og kvaliteten på, data, men vi understreker at det ikke er et mål om å vente til datakvaliteten er perfekt før man implementerer KI-systemer. KI-systemene kan også i seg selv heve datakvaliteten og prosessen med implementeringen kan bidra til å identifisere behov for ytterligere eller bedre data.

5 Utdanning og trening

Forskningslitteratur og andre publikasjoner om KI trekker frem flere relevante anvendelser av teknologien innen utdanning og trening. Slike anvendelser kan være aktuelle for FLO. For det første er det Forsvarets kompetansesenter for logistikk og operativ støtte (FKL) som gjennomfører kurs og utdanning i militær logistikk og forvaltningsfag (Forsvaret, 2020). FKL er en sentral leverandør av fag- og funksjonsrettede kurs og utdanninger til resten av Forsvaret og tidvis også for andre etater i forsvarssektoren. For det andre trenger FLO selv å utføre opplæring av eget personell, inkludert opplæring av nyansatte og kursing og videreutdanning av eksisterende personell. Opplæring og støtte for å sikre at personell løser oppgavene sine riktig og effektivt er ofte en tidkrevende prosess. KI kan bidra til forbedring og effektivisering innen disse områdene.

Anvendelsene vi presenterer i dette kapitlet, sorterer vi inn under kategoriene:

- Virkelighetsnær trening (kapittel 5.1)
- Persontilpasset utdanning og trening (kapittel 5.2)

5.1 Virkelighetsnær trening

Militær trening preges ofte av mangel på virkelighetsnær øving (Heller, 2019). Mens det ofte er fokus på viktigheten av fysisk realisme i trening, finner en studie fra det amerikanske forsvaret at psykologisk realisme er sentralt for å oppnå effektiv læring, og at høy grad av psykisk realisme kan kompensere for manglende fysisk realisme (Straus et al., 2019). Diverse KI-løsninger, for eksempel i kombinasjon med teknologi for utvidet virkelighet, kan bidra til mer virkelighetsnære simuleringer og treningssituasjoner gjennom å legge til rette for psykologisk realisme. For eksempel kan ML-algoritmer benyttes til datadrevet oppførselsmodellering (*data-driven behaviour modelling* – DDBM) (Løvliid et al., 2017). I militære simuleringbaserte verktøy for trening og beslutning blir datagenererte styrker benyttet. Disse er «autonome eller semiautonome entiteter som representerer militære enheter, for eksempel stridsvogner, soldater og fly» (Løvliid et al., 2017, s. 4). Ved å benytte ML til DDBM kan datagenererte styrker potensielt oppnå en oppførsel som er mer realistisk enn dersom oppførselen er basert på å følge ideelle regler utarbeidet av domeneeksperter. Flere land har fokus på bruken av slike datagenererte styrker i øving og trening, inkludert Norge (Løvliid et al., 2017) og Sverige (Kamrani et al., 2020).

5.2 Persontilpasset utdanning og trening

KI har potensial til å gjøre utdanning og trening personlig i stor skala, for eksempel ved å tilpasse progresjon til det enkelte individ (Owoc et al., 2021; Stanford University, 2016). Det er økende fokus på hvordan KI kan bli tatt i bruk for å tilpasse utdanning og progresjon til den enkelte elev/student innen sivil utdanningssektor (se for eksempel Marr, 2021). Innen idrett har det også vært betydelig interesse rundt bruken av KI, kombinert med individuelle helsedata og genetisk informasjon, for å identifisere optimale treningsprogrammer for den enkelte atlet (se for eksempel Pickering & Kiely, 2019). Det kan være aktuelt for FLO å benytte persontilpasset trening og

utdanning ved bruk av KI både innen opplæring av eget personell og innen fag- og funksjonsrettet utdanning levert av FKL.

Personlige tilpasninger innen utdanning og trening er allerede i fokus i andre lands forsvar. Heller (2019) forklarer hvordan KI sammen med data fra trening og øving kan brukes til å forbedre individuelle prestasjoner og gi tilbakemeldinger til personellet i den amerikanske marinen. Han henviser til et eksempel med en sivil programvareplattform (kalt *WalkMe*) som blant annet bruker KI til å «utvikle persontilpassede læringsplaner for brukere» samt tilpasser instruksjoner etter «hastigheten og dybden [...] til elevens ferdigheter» (Heller, 2019, s. 14). Ifølge Heller (2019) kan slike programmer styrke profesjonelle militære utdanningsprogrammer og spesialistutdanninger. Dessuten kan en KI-løsning potensielt bli i stand til å oppdage når personell gjør kontinuerlige feil, for deretter å tilpasse treningen slik at feilene blir adressert og redusert.

Vi finner også omtaler av persontilpasset trening i flere lands forsvar. For eksempel har det blitt forsøkt utviklet en modell for å utarbeide persontilpassede treningsplaner for soldater i det australske forsvaret (Kang, 2021). En fellesstudie mellom forsvarsdepartementet i Storbritannia og i Tyskland har også kartlagt hvordan KI kan brukes for å styrke (*augment*) mennesker, og trekker frem persontilpasset trening og utdanning (Ministry of Defence, 2021). Selv om ingen av disse publikasjonene adresserer logistikkområdet spesifikt, viser de at det generelt er et fokus på hvordan persontilpasset trening ved bruk av KI-teknologi kan være til nytte i forsvarsorganisasjoner. Det franske forsvarsdepartementet trekker frem «persontilpasset teknisk trening» som en aktuell anvendelse av KI spesifikt innen logistikk i det franske forsvaret (Ministère des Armées, 2019, s. 16), men det gis ingen ytterligere detaljer om hvordan dette kan bli gjort.

5.3 Samlet vurdering: utdanning og trening

KI-basert virkelighetsnær og/eller persontilpasset utdanning og trening kan gi økonomiske gevinster ved at tid og ressurser brukt på utdanning og trening reduseres. I tillegg kan det skape kvalitetsgevinster i FLO ved at den enkelte ansattes motivasjon under utdanning og trening kan bli styrket gjennom at det oppleves mer relevant, følger individuell progresjon og er av høyere kvalitet. Generelt får KI-basert virkelighetsnær og/eller persontilpasset utdanning og trening oppmerksomhet både i det norske forsvaret og andre lands forsvar. Vi har likevel ikke funnet konkrete eksempler på bruken av KI-basert virkelighetsnær utdanning og trening innen logistikk i allierte lands forsvar, og heller ikke informasjon om planlagte initiativer rettet inn mot logistikk. Vi vurderer derfor at det er nødvendig å utrede ytterligere hvor tid- og ressurskrevende det vil være å anskaffe løsninger, og det vil sannsynligvis være hensiktsmessig å gjennomføre eventuelle initiativer innen området i samarbeid med andre utdannings- og treningsmiljøer i sektoren. Derfor anbefaler vi at FLO begynner å vurdere nytten av å ta i bruk KI-basert utdanning og trening, men at slike initiativer ikke blir iverksatt som de første satsingene på KI i FLO. Vår vurdering er at det er mer hensiktsmessig at eventuelle initiativer innen utdanning og trening av relevans for FLO heller blir gjennomført som del av felles initiativer på tvers sektoren hvor FLO også deltar i samarbeidet.

6 Administrasjon og virksomhetsstyring

Det siste anvendelsesområdet vi tar for oss, er en samlepost som vi har valgt å kalle administrasjon og virksomhetsstyring. Innen dette området setter vi fokus på hvordan KI kan støtte utførelsen av administrative oppgaver – utover de spesifikke oppgavene som allerede nevnt under de foregående områdene – i tillegg til oppgaver knyttet til styring og ledelse. Mange administrative prosesser i FLO utføres i dag manuelt, og de er følgelig både tid- og personellkrevende. FLO har begynt å ta i bruk digitale assistenter i form av RPA innen arbeidet med driftsanskaffelser, men omfanget av bruken av RPA i FLO er fremdeles begrenset. De store mengdene data og informasjon som genereres og sirkulerer som del av daglig drift, blir heller ikke effektivt utnyttet av ledelsen til styring og beslutningstaking. Tidligere studier har også påpekt hvordan det eksisterer et potensial for å styrke beslutningstaking, styring og kontroll i Forsvaret gjennom datadrevet, tidsriktig innsikt (Svendsen et al., 2020).

Det er flere måter KI kan være til nytte for å redusere menneskelig utførelse av administrative oppgaver og samt for å styrke virksomhetsstyringen i FLO. Vi tar for oss følgende anvendelser:

- Styringsinformasjon gjennom prediksjonsanalyser (kapittel 6.1)
- Kunnskapshåndtering (kapittel 6.2)
- Digitale assistenter og intern brukerstøtte (kapittel 6.3)

6.1 Styringsinformasjon gjennom prediksjonsanalyser

Mange anvendelser av KI, som prediktivt vedlikehold (kapittel 3.2) og etterspørselstimering (kapittel 4.1), baserer seg på ulike former for prediksjonsanalyser. Prediksjonsanalyse kan også være til stor nytte innen ledelse og styring ved at analysene bidrar til å fremskaffe bedre styringsinformasjon. KI-prediksjonsanalyser er generelt et område som er modent for bruk med mange anvendelser i både offentlig og privat virksomhet (se for eksempel Akter et al., 2020; Marr & Ward, 2019) For mer informasjon om ulike former for prediksjonsanalyser, se boks 4.1.

Prediksjonsanalyser kan støtte FLOs virksomhetsstyring på flere måter. Innen økonomistyring kan for eksempel forutseende analyser benyttes til å estimere fremtidige kostnader, mens anomali-deteksjon kan benyttes for å identifisere og fange opp unormalt høye utgifter og kostnader. Prediksjonsanalyser kan også være til nytte innen personellstyring. I en rapport av De Spiegeleire et al. (2017) om implikasjonene av KI for «små og mellomstore» forsvar, blir det trukket frem at KI kan benyttes til planlegging av bemanning under rammebetingelser slik som hvilke ansatte som til enhver tid er opptatt med kurs og trening, reiser, har ferie/permisjon, og lignende. I den forbindelse kan prediksjonsanalyser brukes for å forutsi hvor stor andel av personellet som vil være borte fra sine daglige arbeidsoppgaver over en gitt tidsperiode. Disse eksemplene, og andre anvendelser av prediksjonsanalyser for å fremskaffe bedre styringsinformasjon, kan alle være relevante for FLOs ledelse. Utvikling av KI-løsninger til denne typen anvendelser kan dessuten være relativt enkel og bygger i hovedsak på ulike ML-teknikker.

Boks 4.1 – Former for prediksjonsanalyse

Generelt handler prediksjonsanalyser om å predikere manglende informasjon om et objekt basert på tilgjengelige data om objektet. Vi kan skille mellom følgende former for prediksjonsanalyse ved hjelp av maskinlæring (Teknologirådet, 2018, s. 34–36):²¹

Klyngeanalyser: I klyngeanalyser er formålet å dele objekter inn i grupper basert på likheter og mønstre i dataene, uten at antall grupper og/eller karakteristikk ved gruppene er kjent på forhånd.

Klassifisering: Klassifisering innebærer også gruppering av objekter, men skiller seg fra klyngeanalyser ved at gruppene er kjent på forhånd; klassifisering handler dermed om å tilskrive en kategori til et objekt basert på egenskaper ved objektet.

Forutseende analyser: Forutseende analyser er en annen form for veiledet læring. De søker å forutsi hva som kommer til å skje i fremtiden, basert på mønstre i data som er tilgjengelige i dag.

Identifisere avvik (anomalideteksjon): Identifisering av avvik handler om å oppdage hendelser som avviker fra et forventet mønster. Analysene kan brukes for å følge opp og detektere en farlig eller uønsket utvikling.

For både klassifisering, klyngeanalyse og identifisering av avvik er målet å analysere en nåværende situasjon, mens forutseende analyser fyller ut informasjon om hva som kommer til å skje i fremtiden.

6.2 Kunnskapshåndtering og situasjonsforståelse

De store mengdene data, dokumenter og annen informasjon som virksomheter kontinuerlig produserer, gjør det vanskelig å få oversikt over virksomhetens kunnskap og å sørge for at den deles med relevante aktører. Kunnskapshåndtering (*knowledge management* – KM) er et felt som handler om generering og systematisering av kunnskap (Wirtz et al., 2019). Det involverer aktiviteter knyttet til å samle inn, sortere, transformere, registrere og dele kunnskap. KI-systemer, som er i stand til å prosessere informasjon raskere og i større kvantum enn et menneske, kan være til stor nytte i kunnskapshåndteringen i en organisasjon, og de kan bidra til å styrke organisasjon-

²¹ I likhet med Agrawal et al. (2018, s. 24) definerer vi prediksjon som prosessen med å fyller ut manglende informasjon basert på å ta kjent informasjon, ofte kalt «data», og bruke den til å generere ny informasjon som ikke er kjent. Det betyr at teknikker for klassifisering og klyngeanalyser er prediksjonsteknikker, hvor den nye informasjonen som skal predikeres er den riktige kategorien. Andre skiller på prediksjon og klassifisering, hvor prediksjon handler om å tilskrive en numerisk variabel (likestilles gjerne med regresjon) og klassifisering om å tilskrive en kategorisk variabel.

ers situasjonsforståelse (i sanntid). KI i form av ekspertsystemer kan for eksempel bistå i kodifisering av kunnskap, mens nevrale nettverk kan muliggjøre analyser, distribuering og deling av kunnskap med andre (Wirtz et al., 2019).

Bruken av KI til å forenkle kunnskapshåndtering fremstår som et område som er relativt modent. Det finnes flere leverandører som tilbyr KI-baserte produkter for å håndtere kunnskap, inkludert grafer (*knowledge graphs*) som integrerer informasjon på tvers av store mengder tekst og data (Accenture, 2021; IBM, 2021; Marr, 2021a). KI-baserte KM-systemer er benyttet innenfor mange ulike sektorer, inkludert helse²² og industri²³. Det finnes også eksempler på hvordan KI har blitt benyttet i offentlig sektor til å sammenstille informasjon og å oppsummere tekst (Liu & Jumadinova, 2019).

Den amerikanske forsvarssektoren har fokus på å forbedre intern kunnskapshåndtering ved bruk av ny teknologi som KI, og det har blitt opprettet et eget forskningsprogram som har som mål å levere løsninger for KM hvor brukeren får kunnskap om «en aktuell oppgave – enten kunnskapen er etterspurt eller ikke av brukeren – akkurat når det er behov for den, samtidig som irrelevant eller allerede kjent informasjon blir unngått» (DARPA, 2022). Også Heller (2019) trekker frem potensielle anvendelser av KI innen kunnskapshåndtering i den amerikanske forsvarssektoren. Her nevnes spesifikt bruken av KI-systemer til å identifisere temaer i e-poster og dokumenter, og – basert på de identifiserte temaene – styre dem for eksempel til riktig avdeling. Anvendelser av KI til kunnskapshåndtering vil også være relevante for FLO for å bistå personell i å håndtere de store mengdene informasjon som fortløpende opprettes og distribueres i organisasjonen. Det kan også være relevant å utnytte KI-verktøy til kunnskapshåndtering, eventuelt kombinert med prediksjonsanalyser, for å skape bedre situasjonsforståelse for eksempel som del av arbeidet med Recognized Logistics Picture (RLP).

6.3 Digitale assistenter og intern brukerstøtte

En intelligent digital assistent (IDA) interagerer med mennesker gjennom naturlig språk, maskin-syn og skriftlige data, og de kan brukes for å bistå og styrke ansatte innenfor mange virksomhetsområder ved å utføre ulike oppgaver (Daugherty & Wilson, 2018; Wirtz et al., 2019). Kjente eksempler på intelligente digitale assistenter er Google Assistant, Amazon Alexa, Microsoft Cortana og Apple Siri (Lopatovska, 2019).

IDA kan benyttes til å søke etter informasjon eller utføre enkle oppgaver som å fylle ut skjemaer ved hjelp av tale (Wirtz et al., 2019). I sin artikkel om hvordan KI kan styrke støttefunksjoner i den amerikanske marinen, trekker Heller (2019) frem at IDA-er også kan avlaste ansatte ved å opprette og redigere (enkle) dokumenter, i tillegg til at ansattes IDA-er kan utveksle informasjon seg imellom, avtale møter, planlegge agendaer og koordinere innsats.

²² For eksempel benytter helsevirksomheter KI til å samle inn og sortere klinisk informasjon fra flere ulike kilder, slik som legenotater, laboratorieresultater og radiologirapporter (Lin et al., 2018).

²³ Det finnes eksempler på hvordan virksomheter i maritim sektor benytter KI til å trekke ut innsikt fra ustrukturert dokumentasjon generert av tusenvis av ingeniører gjennom 30 år (IBM, 2017).

Det finnes mange eksempler på virksomheter som har tatt i bruk IDA til å støtte i utføringen av ulike oppgaver. Studier fremhever at brukerne er mest tilfreds med IDA når oppgavene som skal utføres er relativt enkle, utføres ofte og det ikke er nødvendig med så mange ulike former for inndata (tale, tekst, m.m.) (Lopatovska, 2019). IDA-er kan dermed være til nytte også i FLO for å finne informasjon og utføre oppgaver, men per dags dato er det klare begrensninger på hvilke typer oppgaver teknologien egner seg til.

Videre er *chatboter* som interagerer med kunder eller publikum en mye brukt anvendelse av KI i privat og offentlig sektor. Forsvaret har allerede anskaffet en chatbot som svarer på spørsmål fra vernepliktige relatert til egenerklæring, sesjon eller førstegangstjeneste utenom åpningstider (Forsvaret, 2022a). Lignende KI-baserte kundestøttesystemer kan også benyttes internt i en organisasjon for å yte hjelp og brukerstøtte til egne ansatte. Som eksempel på relevante interne anvendelser trekker Davenport og Ronanki (2018) frem å svare på spørsmål fra ansatte om temaer som IKT og HR. I tilfeller hvor tjenester ytes innad i FLO og mellom FLO og andre etater i forsvarssektoren, kan det dermed være relevant å anvende slike systemer for å redusere presset på tilgjengelige støtte- og ekspertressurser i FLO. Det kan være aktuelt for FLO å vurdere om det er logistikkfaglige, eller andre (for eksempel SAP-relaterte), henvendelser fra brukere i resten av Forsvaret eller øvrige i sektoren som kunne ha blitt behandlet av et internt KI-basert kundestøttesystem i stedet for en menneskelig ansatt i FLO. Det kan være at disse KI-systemene kunne ha tatt seg av de enklere henvendelsene og/eller ofte stilte spørsmål, mens mer krevende henvendelser blir sendt videre til et menneske.

6.4 Samlet vurdering: administrasjon og virksomhetsstyring

Vi vurderer at FLO kan oppnå både økonomiske gevinster og kvalitetsgevinster ved å øke evnen til å analysere og utnytte stordata og annen informasjon innen administrasjon og virksomhetsstyring. For det første kan KI-baserte analyse- og KM-verktøy bidra til å redusere behovet for at ansatte bruker tid på å strukturere og analysere data, distribuere informasjon, trekke ut innsikt fra tekst, og så videre. For det andre kan slike verktøy muliggjøre at beslutninger blir tatt på et bedre informasjons- og kunnskapsgrunnlag, som bidrar til mer optimal beslutningstaking, kontroll og oppfølging av kostnader, personellressurser, med mer. Kombinert med KI-baserte brukerstøtte-tjenester kan FLO også oppnå gevinster i form av raskere svar og at færre ansatte trenger å bruke tid til å svare på enkle, repetitive henvendelser. Anvendelser av KI innen administrasjon og virksomhetsstyring som er skissert i denne rapporten, er dessuten svært eller relativt modne for å bli tatt i bruk. Som for utdanning og trening vurderer vi imidlertid at flere anvendelser innen administrasjon og virksomhetsstyring ikke er unike for FLO, men også egner seg i andre deler av forsvarssektoren i tillegg til i allierte lands forsvarssektorer. Derfor anbefaler vi at FLO utreder potensialet for å gjennomføre eventuelle initiativer i samarbeid med øvrige miljøer i sektoren. Det kan likevel være hensiktsmessig at FLO i økende grad begynner å eksperimentere med å ta i bruk (enkle) ML-algoritmer i egne dataanalyser for eksempel innen økonomi- eller personellstyring, da det er en nærliggende måte å begynne å utforske tilgjengelige data og bygge kompetanse innen KI. Slike initiativer kan dessuten egne seg for sommerstudenter med KI-kompetanse eller for studentoppgaver (for eksempel masteroppgaver).

7 Implikasjoner og anbefalinger

7.1 KI kan forbedre logistikkvirksomheten, men KI-modenheten er lav

Denne rapporten har vist hvordan KI er en teknologi med et stort potensial for å bidra til forbedring og effektivisering av logistikkvirksomheten i forsvarssektoren. Flere KI-anvendelser bygger på moden teknologi og blir utprøvd i andre sivile og militære organisasjoner. På kort sikt fremstår spesielt anvendelser innen vedlikehold, behovsplanlegging og virksomhetsstyring som egnede for å begynne med KI i FLO.

FLOs evne til å dra nytte av KI avhenger imidlertid ikke bare av teknologien, men også modenheten for KI. I sin evaluering av KI-modenheten i FLO og FMA, finner Waage og Hemnes (2024) at modenheten per dags dato samlet sett er lav. Det kommer av utfordringer langs de fleste dimensjonene som ligger til grunn i modenhetsevalueringen. Utfordringene knytter seg både til organisatoriske forhold og til rammefaktorer i forsvarssektoren som er utenfor kontrollen til den enkelte organisasjon.

Det mangler foreløpig en tydelig og operasjonalisert retning for KI-arbeidet i hver etat/organisasjon. Selv om den nylig publiserte KI-strategien setter retning på strategisk nivå, er det behov for å utlede konkrete planer, basislinjer og måleparametere for å sikre at målene og ambisjonene i KI-strategien blir oppnådd. Per dags dato er det også uklart hvordan det skal sikres ressurstildeling over tid. Erfaringer fra tidligere digitaliserings- og forbedringsarbeid i FLO tilsier at ressurstildeling har vært en av de største flaskehalsene for å gjennomføre initiativer.

Det er behov for å styrke organiseringen av digitaliseringsarbeidet internt i FLO – også for å øke evnen til å hente ut effekt av KI. FLO kjennetegnes av spredte og desentraliserte fagmiljøer innen dataanalyse, IT og digitalisering. Ansvar for digitalisering har blitt delegert, men foreløpig ikke fulgt opp av tilstrekkelig myndighet og ressurstildeling. Tidligere digitaliserings- og forbedringsarbeid preges også av at det har blitt utført av initiativtakende enkeltpersoner, ofte ved siden av øvrige arbeidsoppgaver. Videre har det vært en utfordring at initiativer og erfaringer ikke har blitt delt tilstrekkelig på tvers innad i egen organisasjon og mellom organisasjoner/etater i sektoren, som medfører en risiko for duplisering og ineffektiv ressursbruk.

Både USA og Storbritannia har opprettet sentraliserte KI-kjerneteam i deres forsvarssektorer. Disse KI-sentrene spiller en viktig rolle blant annet i å lede det strategiske arbeidet med KI og data, koordinere initiativer på tvers og bistå med ekspertkompetanse innen KI. Et tilsvarende senter finnes ikke i den norske forsvarssektoren per dags dato, men FFI har et eget miljø for KI og stordataanalyse som har fungert som rådgiver og KI-utviklermiljø for andre miljøer i sektoren. Ressursene til FFIs KI-miljø er likevel begrenset. Både i FLO og øvrige deler av sektoren mangler det spesialisert KI-kompetanse til å bestille og utvikle løsninger, i tillegg til teknisk kompetanse til å drifte og videreutvikle løsninger etter deployering. Grunnleggende kompetanse om KI i FLO er også lav per dags dato, som kan skape utfordringer for effektiv, sikker og ansvarlig bruk av KI-systemer i organisasjonen. I tillegg er det en utfordring at FLO fremstår samlet sett som en lite innovativ organisasjon, hvor det ikke er vanlig å utforske og eksperimentere med ny teknologi og

nye løsninger. Det skyldes flere årsaker, inkludert både sikkerhetsutfordringer ved å ta i bruk ny teknologi, behov for å benytte knappe ressurser og arbeidstid på daglige driftsoppgaver samt endringsmotvilje/-trøtthet blant ansatte.

Per dags dato er det heller ikke klart hvordan FLO og øvrige organisasjoner i sektoren bør gå frem for å anskaffe KI-systemer. Praktiseringen av dagens prosesser for anskaffelser innen investering og drift fremstår uegnet for KI. Som andre programvarebaserte teknologier, trenger KI hurtige og smidige prosjektløp, som tilrettelegger for effektivt samarbeid på tvers av aktører.

Til slutt finner Waage og Hemnes (2024) også utfordringer knyttet til data og teknologisk understøttelse for KI. Selv om det finnes mye data i FLO og i forsvarssektoren, er det mer usikkert i hvilken grad dataene består av variabler som gjør det mulig å trene opp KI-modeller til anvendelsene som er beskrevet i denne rapporten. Datakvaliteten er også varierende og tidvis svak, med feilregistreringer eller manglende registreringer. Flere typer data registreres også med relativt lav hyppighet, som gjør det krevende å få opp sanntidsbilder. Videre er det mangler i tekniske koblinger på tvers av systemer og/eller eventuelt graderingsnivå. Eksisterende IT-infrastruktur er heller ikke tilstrekkelig for å utvikle, innføre, operere og drifte KI-løsninger i stor skala. Det kan imidlertid være mulig å begynne med enklere anvendelser av KI med dagens infrastruktur, eventuelt supplert med mindre investeringer i maskinvare.

7.2 Anbefalinger og tiltak

I dette kapittelet sammenfatter vi anbefalinger og tiltak som kan øke FLOs evne til å begynne å ta i bruk KI for å oppnå forbedrings- og effektiviseringsgevinster. Vi har følgende anbefalinger:

1. Gjør KI til en del av strategi- og planarbeidet innen digitalisering

Forsvarssektorens strategi for KI (Forsvarsdepartementet, 2023) setter en overordnet strategisk retning for KI i sektoren. For å bidra til å realisere strategiens mål og ambisjoner, anbefaler vi at FLO utarbeider konkrete planer og mål for bruken av KI i organisasjonen, med tilhørende basislinje og måleparametere. For å øke ansattes villighet til å ta KI-løsninger i bruk, er det viktig at de tydelig ser nytten av systemene (Davis, 1989). Ledelsen må derfor også sikre at strategier, målbilde, planer og ambisjoner kommuniseres til de ansatte i FLO. Videre er det viktig at mål og planer også følges opp med tilstrekkelig ressurstildeling over tid. Det krever en evne til å prioritere på tvers av initiativer. Det vil derfor også være essensielt å sikre at mål, planer og ressurstildelinger tilknyttet KI er avstemt med annet digitaliserings- og forbedringsarbeid i FLO (Ransbotham et al., 2019). Vi anbefaler også å utpeke en person i FLO på ledernivå som koordinerer og følger opp organisasjonens initiativer innen KI, og som kan være en kontaktperson utad.

2. Utarbeide en prosjektportefølje over aktuelle KI-initiativer

Prosjektporteføljen bør bli utarbeidet gjennom en systematisk evaluering av behov og kapabiliteter, for eksempel gjennom workshoper eller mindre konsulentoppdrag (Davenport & Ronanki, 2018). Beskrivelsene av KI-anvendelser i denne rapporten kan tjene som et grunnlag for å utarbeide en prosjektportefølje. Vi anbefaler også FLO å søke samarbeid på tvers av forsvarssektoren i prosessen med å utarbeide en prosjektportefølje, for å styrke evnen til å identifisere initiativer som samlet sett gir best effekt for sektoren.

3. Prioritere og gjennomføre 2–3 pilotprosjekter

Pilotprosjekter gjør det mulig å evaluere en KI-løsning før den rulles ut til hele virksomheten, og flere studier fremhever hvor viktig denne fasen er før KI-løsninger settes i produksjon (Davenport & Ronanki, 2018; Ng, 2019). Pilotprosjektene gir også viktig kunnskap og erfaring til FLO om organisasjonens styrker og utfordringer ved innføring av KI. I utvelgelsen av pilotprosjekter bør FLO se etter initiativer som raskt kan gi verdi («*quick wins*») og er til nytte for kjernevirksomheten. Det kan også være hensiktsmessig å fokusere på initiativer som det er mulig å gjennomføre i samarbeid med andre aktører²⁴ for å kunne samarbeide om kompetansetilgang, oppnå større skala og dele på kostnader. Vurderingene rundt de ulike anvendelsene beskrevet i denne rapporten kan benyttes til å identifisere aktuelle pilotprosjekter.

I tillegg til disse konkrete anbefalingene for implementering av KI innen logistikkvirksomheten, presenterer vi også fem anbefalinger som kan styrke FLOs evne til å ta i bruk KI.

1. Øke kompetansen innen KI og menneske-maskin-interaksjon blant ansatte

Det er generelt behov for å heve teknologiforståelsen og -kompetansen i forsvarssektoren (Fauske, 2023). For KI spesifikt, er det både nødvendig med tilgang på spisset, teknisk kompetanse (Lee & Shin, 2020) og bred, generell kompetanse (Martinho-Truswell, 2019). Selv om KI-løsninger ikke vil bli utviklet av FLO sine egne ansatte, vil det være behov for at både ledere og ansatte i FLO styrker sin overordnede forståelse av KI for at organisasjonen skal klare å ta teknologien i bruk. Det bidrar også til å akselerere FLO sin evne til å identifisere både lavthengende frukter og mer krevende oppgaver som egner seg for KI, og til å unngå at ansatte og ledere får urealistiske forventninger til hva teknologien kan benyttes til (Cubric, 2020; Sun & Medaglia, 2019).

Kompetansen kan styrkes for eksempel gjennom kursing og videreutdanning av ansatte, rekruttering av nyansatte med KI-kunnskap eller annen tilgrensende kunnskap, samarbeid med eksterne KI-miljøer og studentsamarbeid (for eksempel i forbindelse med masteroppgaver). Fauske (2023) trekker frem at Forsvaret er gode på kompetanseutvikling ved at både militært og sivilt personell tar mange kurs og videreutdanning. Likevel vil teknologisk utvikling kreve større fleksibilitet og evne til å oppdatere kompetanse i større grad

²⁴ Eksempelvis andre deler av forsvarssektoren, andre nordiske forsvarsnasjoner eller øvrig offentlig sektor.

enn i dag. Erfaringer med tidligere digitaliseringsinitiativer tilsier dessuten at det kan være krevende for forsvarssektoren å erverve seg kunnskap fra eksterne samarbeidspartnere. Vi anbefaler derfor at det legges vekt på hvordan FLO skal klare å internalisere kompetansen til eksterne aktører i egen organisasjon under et tidsbegrenset samarbeid.

Til slutt fremhever vi at eksisterende erfaringer fra organisasjoner som har tatt i bruk KI, indikerer at de største gevinstene over tid blir oppnådd ved å kombinere mennesker og maskin for å styrke menneskelig ansatte heller enn ved forsøk på å erstatte maskiner med mennesker for å redusere årsverk (se for eksempel Daugherty & Wilson, 2018; Wilson & Daugherty, 2019). Mennesker er nødvendig for å trene opp maskiner til å utføre oppgaver, forklare utfall og resultater, og ivareta ansvarlig bruk av maskiner (Daugherty & Wilson, 2018). Det kan også være nødvendig å overlate til menneskelige ansatte å utføre oppgaver som krever dømmekraft og vurderingsevne (Ransbotham et al., 2019). Det betyr at det kan være rimelig å forvente at gevinster fra KI ikke primært forekommer i form av reduksjoner i årsverk. Derimot kan automatisering av oppgaver medføre at ansatte kan bruke tiden sin på andre oppgaver, slik at virksomheten unngår fremtidige kostnadsøkninger. Endringer i arbeidsoppgaver som ledd i innføringen av KI-systemer kan derfor også stille krav til utdanning og kompetansebygging utover KI-relatert kompetansebygging (Fauske, 2020, 2023).

2. Jobbe målrettet med å styrke kultur og holdninger som fremmer KI

For å øke ansattes villighet til å ta KI-løsninger i bruk, er det viktig at de tydelig ser nytten av systemene (Davis, 1989). Det innebærer at ansatte må forstå hvordan KI kan støtte Forsvaret i den daglige driften, og hvordan de kan utnytte de ulike løsningene. Det er også viktig at ledelsen bygger tillit til KI blant de ansatte og motiverer til bruk. Ledere må derfor tydelig formidle hva som skal endres og investere tid i å forankre endringene. Mellomledere må tilstrekkelig engasjeres, og endringsagenter må være til stedet lengre nede i organisasjonen og drive endring fra bunn av. Dessuten trenger ledere å sette av tid til at ansatte kan få utdanning og kompetanseheving slik at de lykkes med å bruke løsningene effektivt. Ansatte må også bli forberedt på at innføringen av et KI-system kan endre deres oppgaver og prosesser. For å lykkes med endring av en virksomhetskultur er det avgjørende at det er aksept for resultatnedgang i en overgangsperiode, og at det legges til rette for at det kan oppnås mestringsfølelse (Hillestad & Yttri, 2016).

3. Identifisere behov for styrket datatilgang og -kvalitet

Data er en av de viktigste, men også en av de mest utfordrende forutsetningene for å lykkes med KI (Davenport & Ronanki, 2018; Furman & Seamans, 2018; Tarraf et al., 2019; Wirtz et al., 2019). Ansatte og ledere i FLO opplever per dags dato at datakvaliteten i ERP-systemet FIF/SAP tidvis er svak. Uavhengig av den faktiske kvaliteten på data, vil utbredte holdninger i FLO om at datakvaliteten er dårlig skape en barriere for datadrevet innsikt og beslutningstaking. Dette fordi ledere og ansatte trolig vil utvise skepsis mot å bruke KI-systemer som er trent på data de har lav tiltro til, og følgelig ikke stoler på resultatene som fremkommer av dataene.

Vi anbefaler at FLO, for eksempel gjennom bruk av data i utvalgte KI-pilotprosjekter, systematisk søker å identifisere hvor det er behov for tilgang til data som ikke eksisterer per dags dato (som for eksempel kontinuerlig innsamlede sensordata, informasjon i vedlikeholdslogger, eller lignende) og hvor det eksisterer data, men det er behov for å løfte datakvaliteten. Siden FMA forvalter masterdata, vil det kreve et samarbeid mellom FLO og FMA. Det vil også være relevant å ha fokus på hvordan andre datakilder enn ERP-data, som tekstdokumenter, bilder/videoer fra sensorer, eller lignende, kan benyttes til å trene opp KI-løsninger.

4. Sentralisere fagmiljøer for digitalisering og KI

Vår vurdering er at KI-utviklerkompetanse og -støtte bør samles sentralt i sektoren, for eksempel i et KI-senter (CDAO, 2024; Fountaine et al., 2019; UK Government, 2023), heller enn at kompetansen blir bygget opp lokalt (Waage & Hemnes, 2024). Et slikt miljø kan bidra til sentral styring og koordinering av KI på tvers av sektoren. Likevel vil det være nyttig å sentralisere roller, ansvar og myndighet også i FLO. I første omgang fremstår det hensiktsmessig å opprette et mindre, sentralisert miljø heller enn å sette i gang større omorganiseringer med formål om å samle store deler av dagens desentraliserte analyse- og digitaliseringsmiljøer. På den måten kan FLO opparbeide seg erfaring med hvordan økt sentralisering kan fungere samtidig som nærheten til lokale fagmiljøer ivaretas, før store omorganiseringer finner sted. Det mindre, sentraliserte miljøet bør ha ansvar og myndighet til å iverksette, koordinere, styre og følge opp KI- og andre digitaliseringsinitiativer på tvers i organisasjonen.

5. Videreføre og intensivere arbeidet med andre digitaliseringsinitiativer

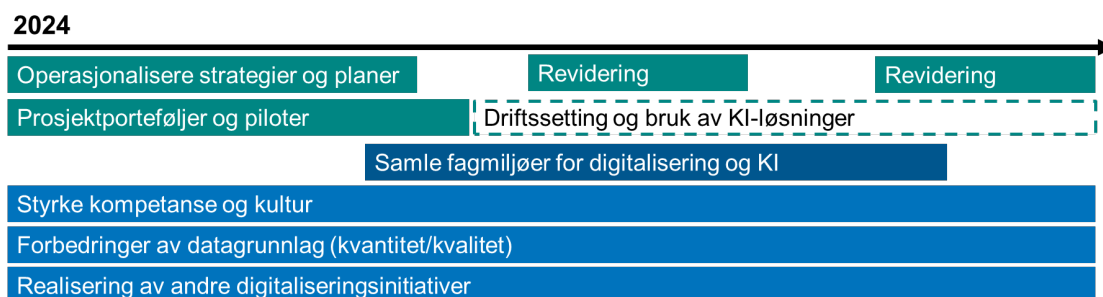
For å øke den generelle digitale modenheten og legge bedre til rette for at organisasjonen i fremtiden skal kunne ta i bruk også KI-løsninger i stor skala, anbefaler vi også at FLO fortsetter arbeidet med å innføre andre teknologier. Særlig anbefaler vi FLO å automatisere manuelle, tidkrevende og repetitive prosesser ved bruk av RPA-teknologi eller annen teknologi som allerede er i bruk i dag. Videre anbefaler vi også å ta i bruk strekkodelesere og øke bruken av sensorer på materiell og i lager. Vi anbefaler også at FLO fortsetter arbeidet med å tilrettelegge for, og oppmuntre til, å trekke ut innsikt fra data ved bruk av enklere teknologi enn KI, slik som bruk av SAP Fiori-programvare til utarbeidelse av dashboards og opprettelse av standardrapporter som gjør det lettere for ansatte og ledere å hente ut data fra SAP. Det kan også bidra til å fremme en kultur for bruk av datadrevet innsikt bredt i organisasjonen som gjør overgangen til KI-systemer enklere.

7.3 Implementering av tiltakene

Tiltakene vi presenterte i kapittel 5.2 varierer langs flere dimensjoner, inkludert kompleksitet, kostnad for gjennomføring, varighet, kritikalitet og forutsetninger. Selv om alle tiltakene er viktige, er det noen tiltak hvor FLO bør sette inn ressurser umiddelbart, mens andre tiltak kan følge etter hvert som FLO og resten av sektoren bygger mer erfaring og kompetanse innen KI. Figur 7.1 viser hvordan tiltakene kan planlegges realisert. Tidsperspektivet er ikke spesifisert og avhenger av realiseringstakten. Figuren viser følgelig et eksempel på sekvensering heller enn en definert tidsplan for gjennomføring.

Til å begynne med mener vi FLO bør legge vekt på å operasjonalisere sektorens KI-strategi i konkrete mål, ambisjoner, planer og måleparametere for å sette retning for KI-satsinger i FLO. Strategier og planer bør jevnlig revideres og oppdateres som del av den strategiske styringen av KI. Vi anbefaler også tidlig å utarbeide prosjektporteføljer og komme i gang med KI-pilotprosjekter. Det bidrar til å bygge kompetanse, erfaring og nettverk innen KI på tvers av FLO og sektoren, og skaper momentum ved å demonstrere potensialet til KI for både ledere og ansatte i FLO. Etter hvert som piloter er realisert, vil det være aktuelt å begynne å ta noen av dem i bruk i daglig drift.

FLO kan også videreføre og intensivere prosessen med å konsolidere fagmiljøer innen digitalisering og KI. Vår vurdering er samtidig at nye KI-relaterte omstillinger vil gi best effekt dersom det i forkant blir gjort flere forberedelser og FLO tilegner seg ytterligere kompetanse og erfaring om KI. Til slutt kjennetegnes særlig tre tiltak av at de er kontinuerlige i varighet. Dette er tiltakene om kompetanseheving, styrking av datakvalitet og videreføring og intensivering av andre digitaliseringsinitiativer. Dette er aktiviteter som må opprettholdes over tid for å sikre høy modenhet for KI. Disse tiltakene må derfor innarbeides som en del av organisasjonenes daglige virke og har ingen tydelig mållinje.



Figur 7.1 Eksempel på hvordan tiltakene kan planlegges realisert. Stiplede bokser viser hvordan noen av tiltakene videreføres over tid.

8 Oppsummering og videre studier

Som fagmyndighet logistikk setter FLO rammebetingelser som sikrer nødvendig logistikkberedskap og kostnadseffektive logistikk løsninger for Forsvaret. FLO har jobbet systematisk med forbedring og effektivisering i årevis for å frigjøre ressurser i egen organisasjon som kan omdisponeres til operativ virksomhet. Fokuset på digitalisering og utnyttelse av ny teknologi i effektiviseringsarbeidet i FLO har imidlertid – som i resten av sektoren – vært beskjedent hittil. Formålet med denne studien er å styrke FLOs evne til å forbedre og effektivisere egen organisasjon ved å utnytte kunstig intelligens. Vi har undersøkt utvalgte anvendelser av KI som kan være til nytte for FLO på kort, mellomlang og/eller lang sikt, samt hvilke utfordringer som bør håndteres og hvilke forutsetninger som bør være på plass for at FLO skal kunne innføre og dra nytte av anvendelsene. Vi har også gitt innledende vurderinger av de ulike anvendelsenes potensial for å bidra til forbedring og effektivisering av FLOs virksomhet. Rapportens funn og konklusjoner bygger på data og informasjon samlet inn gjennom søk etter forskningslitteratur, rapporter og nettsidesaker om KI-anvendelser relatert til logistikk og andre relevante områder, i tillegg til intervjuer med flere nøkkelpersoner i FLO.

Studien har avdekket anvendelser av KI som kan være til nytte for FLO innen flere områder. Innen lagerlogistikk har sivil sektor kommet langt i å ta i bruk KI-verktøy. Bruk av KI innenfor lagerlogistikk i andre lands forsvar er ikke like utbredt, men vi finner flere eksempler på at andre lands forsvar setter i gang pilotprosjekter eller har ambisjoner om å ta i bruk KI innenfor dette området. Innen vedlikehold identifiserer vi særlig prediktivt vedlikehold som en relevant KI-anvendelse, og det pågår allerede eksperimentering og prøving med å ta i bruk prediktivt vedlikehold i likesinnede lands forsvarssektorer.

Innen anskaffelser og behovsplanlegging ser vi potensiale for å benytte KI til etterspørselsestimering, risikostyring og automatisering av avrop. Innenfor automatisering av avrop kan det også vurderes å ta i bruk RPA, som er en enklere teknologi enn KI. Innen utdanning og trening finner vi også flere relevante anvendelser av KI-verktøy, inkludert til å gjøre simulert øving og trening mer virkelighetsnær og gi persontilpasset utdanning og trening. Til slutt tar vi for oss noen anvendelser som søker å redusere den administrative byrden på enkeltansatte, utover anvendelser nevnt innen de øvrige områdene, i tillegg til hvordan KI-verktøy kan støtte inn i virksomhetsstyringen og planleggingsprosesser.

Gitt dagens KI-modenhetsnivå i FLO, vurderer vi at mindre initiativer har større gevinstpotensial på kort sikt enn mer omfattende KI-anvendelser. De bidrar også til å styrke KI-modenheten i FLO og forenkler overgangen til mer storskala bruk av KI i fremtiden. Samlet vurderer vi at KI er en teknologi som kan ha (stor) nytte for FLO. Det har vært utenfor denne studiens omfang å beregne konkrete økonomiske gevinster fra bruk av KI-systemer i FLO, men vi har identifisert flere typer av økonomiske gevinster og kvalitetsgevinster FLO kan oppnå ved implementering av KI-systemer. Bruken av KI i FLO har også potensial til å skape økt operativ evne gjennom mindre nedetid på materiell, økt grad av datadrevet innsikt og mulighet til å skalere kapasitet ved behov. I tillegg er det viktig ikke å undervurdere verdien av å begynne å innføre KI i logistikkvirksomheten for å øke forsvarssektorens generelle modenhet for å ta i bruk KI-systemer i en større skala i fremtiden.

Som direktøren for den amerikanske forsvarssektorens senter for KI har uttalt: «[o]m vi vil at kunstig intelligens skal være fremtiden vår, må vi begynne å bygge den i dag» (Department of Defense, 2021b).

Vi presenterte flere anbefalinger som kan bidra til å styrke FLOs evne til å komme i gang med KI og oppnå forventede effekter. Vi anbefaler at FLO gjør KI til en del av strategi- og planarbeidet innen digitalisering og utarbeider en prosjektportefølje over aktuelle KI-initiativer. For å komme i gang med arbeidet anbefaler vi å sette i gang med 2–3 aktuelle KI-initiativer og samtidig øke kompetansen innen KI blant de ansatte. Prediktivt vedlikehold er ett av områdene vi vurderer har høyest modenhet og vi anbefaler at Forsvaret prioriterer dette området for å ta i bruk KI-systemer. Andre spesielt aktuelle anvendelser er vurdert å være bruken av KI-basert stordataanalyse for etterspørselstimering og/eller eventuelt øvrig virksomhetsstyring. Videre anbefaler vi å identifisere systematisk de områdene hvor datakvaliteten i dag er lav, men behovet for høy datakvalitet er størst, og identifisere områder hvor det er behov for data som ikke eksisterer i dag. I tillegg til implementering av KI-systemer, anbefaler vi å videreføre og intensivere arbeidet med andre digitaliseringsinitiativer, som prosessautomatisering ved bruk av RPA, og (økt) bruk av stekkodelesere og sensorer. Vi anbefaler også FLO til å fortsette arbeidet med å tilrettelegge for, og oppmuntre til, å trekke ut innsikt fra data ved bruk av enklere teknologi enn KI.

8.1 Videre studier

I arbeidet med denne rapporten har vi avdekket flere retninger for videre studier. Det har ikke vært mulig å konkretisere økonomiske gevinster eller kvalitetsgevinster for de ulike anvendelsene innenfor denne studiens rammer. Vi anbefaler derfor at dette utforskes nærmere i videre studier. I den forbindelse vil det også være relevant å spesifisere og detaljere de ulike anvendelsene ytterligere ned på prosess, oppgave og/eller materiellsystem, som gjør det mulig å beregne gevinster. Som del av gevinstberegninger anbefaler vi også at det undersøkes nærmere hvilke kostnader som forventes å påløpe ved å innføre ulike anvendelser, for eksempel basert på lignende implementeringer i andre virksomheter nasjonalt eller internasjonalt. Det er også behov for å bygge kunnskap om utfordringer FLO kan stå overfor ved bruk av KI i krise/krig, og vi anbefaler videre studier av hvordan KI-modeller optimert på frettidsdata presterer i en krise-/krigssituasjon.

Dersom det tas initiativer innenfor logistikkvirksomheten i forsvarssektoren som utforsker hvordan KI kan komme organisasjonen til nytte, vil det være relevant å evaluere i hvilken grad organisasjonen oppnår ønsket effekt av disse initiativene. Læring og erfaringer fra utprøving kan gi unik og verdifull informasjon om hvilke utfordringer og forutsetninger som særlig påvirker Forsvarets evne til å dra nytte av KI-løsninger.

I denne rapporten har vi i hovedsak fokusert på anvendelser av KI i FLO. Videre studier kan undersøke i hvilken grad og hvordan andre nye teknologier som i økende grad benyttes av sivile virksomheter – som skytjenester, 3D-printing og tingenes internett – kan bidra til forbedring og effektivisering i FLO og logistikkvirksomheten. Det kan særlig være relevant å studere dette parallelt med gjennomføringen av prosjektet MAST, som skal anskaffe skytjenesteløsninger for forsvarssektoren.

Forkortelser

CDA	Cyberforsvarets digitaliseringsavdeling
CYFOR	Cyberforsvaret
DDBM	Datadrevet oppførselsmodellering (<i>data-driven behaviour modelling</i>)
FD	Forsvarsdepartementet
FFI	Forsvarets forskningsinstitutt
FKL	Forsvarets kompetansesenter for logistikk og operativ støtte
FLO	Forsvarets logistikkorganisasjon
FMA	Forsvarsmateriell
FST	Forsvarsstaben
FVP	Forsvarets verksteder og produksjonsstyring
IDA	Intelligent digital assistent
IKT	Informasjons- og kommunikasjonsteknologi
IT	Informasjonsteknologi
IPA	Intelligent prosessautomatisering
KI	Kunstig intelligens
KM	Kunnskapshåndtering (<i>knowledge management</i>)
KOSTER	Kostnadseffektivitet i forsvarssektoren
ML	Maskinlæring
RFID	Radiofrekvensidentifisering
RPA	Robotisert prosessautomatisering
SA	Strategiske anskaffelser

Referanser

Accenture. (2021). *Intelligent Knowledge Management Solutions*.

Agrawal, A., Gans, J. & Goldfarb, A. (2018). *Prediction Machines – The Simple Economics of Artificial Intelligence*. Harvard Business Review Press.

Ahmad, S., Lavin, A., Purdy, S. & Agha, Z. (2017). Unsupervised real-time anomaly detection for streaming data. *Neurocomputing*, 262, 134–147.

Air Force Magazine. (2020, 26. mai). *USAF Tripling Data-Driven Maintenance Efforts in 2020*.

Akter, S., Michael, K., Uddin, M. R., McCarthy, G. & Rahman, M. (2020). Transforming business using digital innovations: The application of AI, blockchain, cloud and data analytics. *Annals of Operations Research*.

Arena, F., Collotta, M., Luca, L., Ruggieri, M. & Termine, F. G. (2021). Predictive Maintenance in the Automotive Sector: A Literature Review. *Mathematical and Computational Applications*, 27(1), 2.

Army Applications Laboratory. (2021). *Inventory, Evolved. SPARTN SBIR TOPIC // #A214-037 Vision-Based Inventory Management*.

Baryannis, G., Validi, S., Dani, S. & Antoniou, G. (2018). Supply Chain Risk Management and Artificial Intelligence: State of the Art and Future Research Directions. *International Journal of Production Research*.

Berg, H., Lamøy, E., Salomonsen, J. E. & Engebretsen, P. (2020). *Vedlikehold i verdensklasse – Økt tilgjengelighet til en lavere kostnad gjennom effektivisering av Forsvarets vedlikehold*. FFI-notat 20/01095.

Birutis, A., Mykkeltveit, A., Ulversøy, T., Borlaug, Ø. D. & Kårstad, J. (2022). *A study of 5G New Radio and its vulnerability to jamming* (s. 102). FFI-rapport 22/00906.

Bojer, C. S. & Meldgaard, J. P. (2021). Kaggle forecasting competitions: An overlooked learning opportunity. *International Journal of Forecasting*, 37(2), 587–603.

Buitendijk, M. (2020, 26. november). *Dutch navy to apply data science to get to predictive maintenance*.

Carbonneau, R., Laframboise, K. & Vahidov, R. (2008). Application of machine learning techniques for supply chain demand forecasting. *European Journal of Operational Research*, 184(3), 1140–1154.

Carvalho, T. P., Soares, F. A. A. M. N., Vita, R., Francisco, R. da P., Basto, J. P. & Alcalá, S. G. S. (2019). A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024.

CDAO. (2024). *CDAO - Chief Digital and Artificial Intelligence Office*. CDAO.

Choi, B. & Suh, J. H. (2020). Forecasting Spare Parts Demand of Military Aircraft: Comparisons of Data Mining Techniques and Managerial Features from the Case of South Korea. *Sustainability*, 12(15), 6045.

Chui, M., Manyika, J., Miremadi, M., Henke, N., Chung, R., Nel, P. & Malhotra, S. (2018). *Notes from the AI frontier – Insights from hundreds of use cases*. McKinsey&Company Discussion Paper.

Cubic, M. (2020). Drivers, barriers and social considerations for AI adoption in business and management: A tertiary study. *Technology in Society*, 62, 101257.

Dani, S. (2020, 3. juni). *Utilising AI in Supply Chain Risk Management*. The Future Factory. <https://www.thefuturefactory.com/blog/54>

DARPA. (2022). *Knowledge Management at Scale and Speed*.

Daugherty, P. R. & Wilson, H. J. (2018). *Human + Machine: Reimagining Work in the Age of AI*. Harvard Business Review Press.

Davenport, T. H. & Ronanki, R. (2018, 1. januar). Artificial Intelligence for the Real World. *Harvard Business Review*, January–February 2018.

Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.

De Spiegeleire, S., Maas, M. & Sweijts, T. (2017). *Artificial Intelligence and the Future of Defense—Strategic Implications for Small- and Medium-Sized Force Providers (Front Matter)* (ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND THE FUTURE OF DEFENSE, s. 2–5). Hague Centre for Strategic Studies; JSTOR.

DEFTECH. (2021). *Army: Vision Based Inventory Management (VBIM)*.

Deiva Ganesh, A. & Kalpana, P. (2022). Future of artificial intelligence and its influence on supply chain risk management – A systematic review. *Computers & Industrial Engineering*, 169.

Deloitte. (2017). *Predictive Maintenance: Taking pro-active measures based on advanced data analytics to predict and avoid machine failure* [Position Paper].

Department of Defense. (2018). *Summary of the 2018 Department of Defense Artificial Intelligence Strategy – Harnessing AI to Advance Our Security and Prosperity*. U.S. Department of Defense.

Department of Defense. (2021a). *The Journey to Predictive Maintenance* (s. 43). U.S. Department of Defense.

Department of Defense. (2021b, 23. mars). *If DOD Wants AI In Its Future, It Must Start Now, Official Says*. U.S. Department of Defense.

Department of Defense. (2022). *Audit of the Department of Defense's Implementation of Predictive Maintenance Strategies to Support Weapon System Sustainment* (DODIG-2022-103). U.S. Department of Defense.

Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J., Eirug, A., Galanos, V., Ilavarasan, P. V., Janssen, M., Jones, P., Kar, A. K., Kizgin, H., Kronemann, B., Lal, B., Lucini, B., ... Williams, M. D. (2019). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 101994.

Exiger. (2020, 6. august). *Exiger Awarded Subcontract by Alion Science & Technology to Leverage AI Technology for Supply Chain Risk Management*. Exiger.

Fauske, M. F. (2020). *Automatisering i fremtidens arbeidsliv – hva sier forskningen?* (s. 58). FFI-rapport 20/03037.

Fauske, M. F. (2023). *Hvordan påvirker automatisering av arbeidsoppgaver kompetansebehovet i Forsvaret?* FFI-rapport 23/00995.

Fauske, M. F. & Strand, K. R. (2022). *Kompetansebehov i Forsvaret knyttet til fremtidige teknologier – intervjuer med FFIs teknologimiljøer*. FFI-rapport 22/01192.

Fernández-Barrero, D., Fontenla-Romero, O., Lamas-López, F., Novoa-Paradela, D., R-Moreno, M. D. & Sanz, D. (2021). SOPRENE: Assessment of the Spanish Armada's Predictive Maintenance Tool for Naval Assets. *Applied Sciences*, 11(16), 7322.

Foresti, R., Rossi, S., Magnani, M., Lo Bianco, C. G. & Delmonte, N. (2020). Smart Society and Artificial Intelligence: Big Data Scheduling and the Global Standard Method Applied to Smart Maintenance. *Engineering*, 6, 835–846.

Forsvaret. (2017). *Direktiv for logistikkvirksomhet*.

Forsvaret. (2018). *Digitaliseringsstrategi for Forsvaret*.

-
- Forsvaret. (2020, oktober 12). *Forsvarets logistikk-organisasjon*. Forsvaret.
- Forsvaret. (2021). *Forprosjekt logistikk/forsyning. Del 2 – Transformasjon av forsyningstjenesten*.
- Forsvaret. (2022a). *Kontakt og varsling*. Forsvaret. <https://www.forsvaret.no/kontakt>
- Forsvaret. (2022b). *Om programmet Modernisering og effektivisering*. Forsvaret. <https://www.forsvaret.no/soldater-og-ansatte/modernisering-og-effektivisering-i-forsvarssektoren/om-programmet-modernisering-og-effektivisering>
- Forsvaret. (2023a). *Prosjektene*. Forsvaret. <https://www.forsvaret.no/soldater-og-ansatte/modernisering-og-effektivisering-i-forsvarssektoren/prosjektene>
- Forsvaret. (2023b, 30. august). *Forsvarssektoren 2024*. <https://www.forsvaret.no/soldater-og-ansatte/modernisering-og-effektivisering-i-forsvarssektoren/forsvarssektoren-2024>
- Forsvarsdepartementet. (2016a). *Prop. 1 S (2016–2017)*.
- Forsvarsdepartementet. (2016b). *Prop. 151 S (2015–2016). Kampkraft og bærekraft. Langtidsplan for forsvarssektoren*.
- Forsvarsdepartementet. (2020). *Prop. 14 S (2020–2021). Evne til forsvar – vilje til beredskap. Langtidsplan for forsvarssektoren*. Forsvarsdepartementet.
- Forsvarsdepartementet. (2023). *Strategi for kunstig intelligens for forsvarssektoren*. Forsvarsdepartementet.
- Fountaine, T., McCarthy, B. & Saleh, T. (2019). Building the AI-Powered Organization. *Harvard Business Review, July-August 2019*.
- Furman, J. & Seamans, R. (2018). *AI and the Economy* (Working Paper 24689; Working Paper Series). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w24689>
- Garred, A. & Lien, B. (2021). *Evaluering av effektiviseringsarbeidet i forsvarssektoren – langtidsplanperioden 2017–2020*. FFI-rapport 21/02562. UNNTATT OFFENTLIGHET.
- Gesing, B., Peterson, S. J. & Michelsen, Dr. D. (2018). *Artificial Intelligence in Logistics*. DHL Trend Research.
- Habeeb, R. A. A., Nasaruddin, F., Gani, A., Hashem, I. A. T., Ahmed, E. & Imran, M. (2019). Real-time big data processing for anomaly detection: A survey. *International Journal of Information Management*, 42, 289–307.

Hardesty, L. (2017, 25. august). *Drones relay RFID signals for inventory control*. MIT News | Massachusetts Institute of Technology. <https://news.mit.edu/2017/drones-relay-rfid-signals-inventory-control-0825>

Hartley, J. L. & Sawaya, W. J. (2019). Tortoise, not the hare: Digital transformation of supply chain business processes. *Business Horizons*, 62(6), 707–715. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.07.006>

Heller, C. (2019). The Future Navy – Near-Term Applications of Artificial Intelligence. *Naval War College Review*, 72(4), Article 7.

Hillestad, T. & Yttri, B. (2016). Hvordan kan kulturutvikling bidra til økt innovasjon og omstilling? *Magma* 0716.

Hofmann, E. & Rutschmann, E. (2018). Big data analytics and demand forecasting in supply chains: A conceptual analysis. *The International Journal of Logistics Management*, 29(2), 739–766. <https://doi.org/10.1108/IJLM-04-2017-0088>

Hognaland, I. (2016). *Vedlikeholdskostnadene i Forsvaret – Utvikling fra 2013 til 2015*. FFI-notat 16/02175.

IBM. (u.å.). *What is Computer Vision?* Hentet 5. mai 2022, fra <https://www.ibm.com/topics/computer-vision>

IBM. (2017). *Woodside Energy – Using IBM Watson technology to extract decades of experience from an ocean of data*. IBM. <https://www.ibm.com/case-studies/woodside-energy-watson-cognitive>

IBM. (2021). *What is Knowledge Management*. <https://www.ibm.com/cloud/learn/knowledge-management#toc-knowledge--DyzIT1M9>

Jain, K. & Woodcock, E. (2017, 26. april). *A road map for digitizing source-to-pay* | McKinsey. <https://www.mckinsey.com/business-functions/operations/our-insights/a-road-map-for-digitizing-source-to-pay>

Johnson, A., Carnovale, S., Song, J. M. & Zhao, Y. (2021). Drivers of fulfillment performance in mission critical logistic systems: An empirical analysis. *International Journal of Production Economics*, 237(108138).

Jordan, S. (2018, 26. september). *Army Investing in Predictive Maintenance for Bradleys*. National Defence. <https://www.nationaldefensemagazine.org/articles/2018/9/26/army-investing-in-predictive-maintenance-for-bradleys>

Kampesæter, S., Rognstrand, A., David-Andersen, K. & Thommessen, L. (2020, 15. juni). *Forsvaret gjør hasteinnkjøp for opp mot en halv milliard*. Forsvarets forum. <https://forsvaretsforum.no/flo-fma-pbu/forsvaret-gjor-hasteinnkjop-for-opp-mot-en-halv-milliard/127087>

Kamrani, F., Cohen, M., Bissmarck, F. & Hammar, P. (2020). *Beteendemodellering med imitationsinl rning* [FOI-R--4890--SE]. Totalf rsvarets forskningsinstitut.

Kang, J. J. (2021). A Military Human Performance Management System Design using Machine Learning Algorithms. *2021 31st International Telecommunication Networks and Applications Conference (ITNAC)*, 13–18. <https://doi.org/10.1109/ITNAC53136.2021.9652140>

Kaur, J. & Kaur, K. (2017). Internet of Things: A Review on Technologies, Architecture, Challenges, Applications, Future Trends. *International Journal of Computer Network and Information Security*, 9(4), 57–70. <https://doi.org/10.5815/ijcnis.2017.04.07>

Kvalvik, S. N., Berg, H., Elman, E., Graarud, E., Halvorsen, O. K., Hanson, T., Lien, B. & Waage, K. (2019). *Hvordan skape  konomisk handlingsrom i den nye langtidsplanen 2021–2024?* FFI-rapport 19/01934.

Lee, I. & Shin, Y. J. (2020). Machine learning for enterprises: Applications, algorithm selection, and challenges. *Business Horizons*, 63(2), 157–170. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.10.005>

Lezoche, M., Hernandez, J. E., Diaz, M. del M. E. A., Panetto, H. & Kacprzyk, J. (2020). *Agri-food 4.0: A survey of the supply chains and technologies for the future agriculture*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166361519307584>

Lin, S. Y., Shanafelt, T. D. & Asch, S. M. (2018). Reimagining Clinical Documentation With Artificial Intelligence. *Mayo Clinic Proceedings*, 93(5), 563–565. <https://doi.org/10.1016/j.mayocp.2018.02.016>

Liu, X. & Jumadinova, J. (2019). Automated Text Summarization for the Enhancement of Public Services. *arXiv:1910.10490 [cs]*. <http://arxiv.org/abs/1910.10490>

Liu, Y., Guo, L., Gao, H., You, Z., Ye, Y. & Zhang, B. (2022). Machine vision based condition monitoring and fault diagnosis of machine tools using information from machined surface texture: A review. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 164, 108068. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2021.108068>

Lopatovska, I. (2019). Overview of the Intelligent Personal Assistants. *Ukrainian Journal on Library and Information Science*, 3, 72–79.

-
- Lovelace, C. J. (2022, 14. januar). *Pilot program increases efficiency at US Army medical distribution center*. *Www.Army.Mil*.
https://www.army.mil/article/253290/pilot_program_increases_efficiency_at_us_army_medical_distribution_center
- Løvlid, R. A., Luotsinen, L. J., Kamrani, F. & Toghiani-Rizi, B. (2017). *Data-driven behavior modeling for computer generated forces – a literature survey*. FFI-rapport 17/01510.
- Mansouri, S. S., Karvelis, P., Georgoulas, G. & Nikolakopoulos, G. (2017). Remaining Useful Battery Life Prediction for UAVs based on Machine Learning * *This work has received partial funding from the European Union’s Horizon 2020 Research and Innovation Programme under the Grant Agreement No.644128, AEROWORKS. *IFAC-PapersOnLine*, 50(1), 4727–4732.
<https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.863>
- Marr, B. (2021a). Knowledge Graphs And Machine Learning – The Future Of AI Analytics? *Bernard Marr*. <https://bernardmarr.com/knowledge-graphs-and-machine-learning-the-future-of-ai-analytics/>
- Marr, B. (2021b, 2. juli). How Is AI Used In Education – Real World Examples Of Today And A Peek Into The Future. *Bernard Marr*. <https://bernardmarr.com/how-is-ai-used-in-education-real-world-examples-of-today-and-a-peek-into-the-future/>
- Marr, B. & Ward, M. (2019). *Artificial Intelligence in Practice: How 50 Successful Companies Used AI and Machine Learning to Solve Problems*. Wiley.
- Martinho-Truswell, E. (2019). Three Questions About AI that Nontechnical Employees Should Be Able to Answer. I *Artificial Intelligence: The Insights You Need from Harvard Business Review* (s. 65–72). Harvard Business Review Press.
- McKinsey. (2015). *Modernisering og effektivisering av stabs-, støtte- og forvaltningsfunksjoner i forsvarssektoren*.
<https://www.regjeringen.no/globalassets/departementene/fd/dokumenter/rapporter-og-regelverk/150317modernisering-og-effektivisering-av-forsvarssektoren.pdf>
- McKinsey. (2021, 30. april). *Succeeding in the AI supply-chain revolution*.
<https://www.mckinsey.com/industries/metals-and-mining/our-insights/succeeding-in-the-ai-supply-chain-revolution>
- Military Embedded Systems. (2022, 6. august). *AI technology to be leveraged for DoD supply chain risk management*. <http://militaryembedded.com/ai/deep-learning/ai-technology-to-be-leveraged-for-dod-supply-chain-risk-management>

Ministère des Armées. (2019). *Artificial Intelligence in Support of Defence – Report of the AI Task Force September 2019*. Ministère des Armées. https://www.defense.gouv.fr/english/salle-de-presse/communiqués/communiqués-du-ministère-des-armées/communiqué_publication-du-rapport-du-ministère-des-armées-sur-l-intelligence-artificielle

Ministry of Defence. (2021). *Human Augmentation – The Dawn of a New Paradigm*. UK Ministry of Defence.

Ministry of Defence. (2022). *Defence Artificial Intelligence Strategy*. UK Ministry of Defence (MOD).

Moubray, J. (2001). *Reliability-centered Maintenance*. Industrial Press Inc.

Murugesan, M. (u.å.). *Integration of Domain Knowledge and Machine Learning to Improve Reliability Maintenance*. Abeyon.

NATO. (2022). *Defence Expenditure of NATO Countries (2014-2021)*.

Ng, A. (2019). How to Choose Your First AI Project. I *Artificial Intelligence: The Insights You Need from Harvard Business Review* (s. 79–87). Harvard Business Review Press.

NORDEFECO Artificial Intelligence Working Group. (2019). *NORDEFECO Artificial Intelligence Projects Report*. Sluttrapport.

Owoc, M. L., Sawicka, A. & Weichbroth, P. (2021). Artificial Intelligence Technologies in Education: Benefits, Challenges and Strategies of Implementation. *arXiv:2102.09365 [cs]*. <http://arxiv.org/abs/2102.09365>

Pickering, C. & Kiely, J. (2019). The Development of a Personalised Training Framework: Implementation of Emerging Technologies for Performance. *Journal of Functional Morphology and Kinesiology*, 4(2), 25. <https://doi.org/10.3390/jfkmk4020025>

Pournader, M., Ghaderi, H., Hassanzadegan, A. & Fahimnia, B. (2021). Artificial intelligence applications in supply chain management. *International Journal of Production Economics*, 241(108250). <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2021.108250>

Prytz, R. (2014). *Machine learning methods for vehicle predictive maintenance using off-board and on-board data*. Halmstad Universitet.

Ransbotham, S., Khodabandeh, S., Fehling, R., LaFountain, B. & Kiron, D. (2019). Winning with AI. *MIT Sloan Management Review and Boston Consulting Group*.

Rao, A. S. & Verweij, G. (2017). *Sizing the prize: What's the real value of AI for your business and how can you capitalise?*

Sammalkorpi, S. & Teppala, J.-P. (2019). *AI in Procurement*. Sievo Oy.

Schroeder, M. & Lodemann, S. (2021). A Systematic Investigation of the Integration of Machine Learning into Supply Chain Risk Management. *Logistics*.
<https://doi.org/10.3390/logistics5030062>

Schütz, T. & Stanley-Lockman, Z. (2017). *Smart logistics for future armed forces*. [Brief Issue 30 November 2017]. European Union Institute for Security Studies.
<https://data.europa.eu/doi/10.2815/841308>

Seyedan, M. & Mafakheri, F. (2020). Predictive big data analytics for supply chain demand forecasting: Methods, applications, and research opportunities. *Journal of Big Data*, 7(1), 53.
<https://doi.org/10.1186/s40537-020-00329-2>

Stanford University. (2016). *Artificial Intelligence and Life in 2030 – One Hundred Year Study on Artificial Intelligence*. Stanford University.

Straus, S. G., Lewis, M. W., Connor, K., Eden, R., Boyer, M. E., Marler, T., Carson, C. M., Grimm, G. E. & Smigowski, H. (2019). *Collective Simulation-Based Training in the U.S. Army: User Interface Fidelity, Costs, and Training Effectiveness*. RAND Corporation.
https://www.rand.org/pubs/research_reports/RR2250.html

Sultana, I. & Ahmed, I. (2014). A state of art review on optimization techniques in just in time. *Uncertain Supply Chain Management*, 15–26. <https://doi.org/10.5267/j.uscm.2013.10.006>

Sun, T. Q. & Medaglia, R. (2019). Mapping the challenges of Artificial Intelligence in the public sector: Evidence from public healthcare. *Government Information Quarterly*, 36(2), 368–383. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2018.09.008>

Svendsen, B., Bakken, Ø., Cramer, C., Hanssen, T., Hellebust, S., Mathisen, K. O. & Warncke, M. (2020). *Økt evne til å kombinere menneske og teknologi – Veier mot et høyt teknologisk forsvar*.

Tarraf, D. C., Shelton, W., Parker, E., Alkire, B., Carew, D. G., Grana, J., Levedahl, A., Leveille, J., Mondschein, J., Ryseff, J., Wyne, A., Elinoff, D., Geist, E., Harris, B. N., Hui, E., Kenney, C., Newberry, S., Sachs, C., Schirmer, P., ... Warren, K. (2019). *The Department of Defense Posture for Artificial Intelligence: Assessment and Recommendations* [RR-4229-OSD]. RAND Corporation.

Teknologirådet. (2018). *Kunstig intelligens – Muligheter, utfordringer og en plan for Norge*.

Theissler, A., Pérez-Velázquez, J., Kettelgerdes, M. & Elger, G. (2021). Predictive maintenance enabled by machine learning: Use cases and challenges in the automotive industry. *Reliability Engineering & System Safety*, 215, 107864. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.107864>

-
- Tinga, T. (2021). Predicting critical failures using physics of failures. *Netherlands Defence Academy*, 13.
- Tirpak, J. A. (2019). Smart Sustainment. *Air Force Magazine*.
<https://www.airforcemag.com/article/smart-sustainment/>
- Toorajipour, R., Sohrabpour, V., Nazarpour, A., Oghazi, P. & Fischl, M. (2021). Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 122. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.09.009>
- UK Government. (2023). *Defence Artificial Intelligence Centre*. GOV.UK.
<https://www.gov.uk/government/groups/defence-artificial-intelligence-centre>
- Uptake. (2022, 22. august). *Department of Defense—Deploy with Confidence*. Uptake.
<https://www.uptake.com/industry-solutions/department-of-defense>
- Usuga-Cadavid, J. P., Lamouri, S., Grabot, B. & Fortin, A. (2022). Using deep learning to value free-form text data for predictive maintenance. *International Journal of Production Research*, 60(14), 4548–4575. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1951868>
- Voldhaug, J. E., Hansen, B. J., Lund, K., Mykkeltveit, A., Rytir, M. & Bentstuen, O. I. (2021). *Hvordan kan ny IKT gjøre Forsvaret bedre?* FFI-rapport 21/01819.
- Wellsandt, S., Klein, K., Hribernik, K., Lewandowski, M., Bousdekis, A., Mentzas, G. & Thoben, K.-D. (2022). Hybrid-augmented intelligence in predictive maintenance with digital intelligent assistants. *Annual Reviews in Control*, 53, 382–390.
<https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2022.04.001>
- Wilson, H. J. & Daugherty, P. (2019). Collaborative Intelligence: Humans and AI Are Joining Forces. I *Artificial Intelligence: The Insights You Need from Harvard Business Review* (s. 109–133). Harvard Business Review Press.
- Wirtz, B. W., Weyerer, J. C. & Geyer, C. (2019). Artificial Intelligence and the Public Sector—Applications and Challenges. *International Journal of Public Administration*, 42(7), 596–615.
<https://doi.org/10.1080/01900692.2018.1498103>
- Waage, K. (2022). *Kunstig intelligens i forsvarssektorens støttevirksomhet – hva sier litteraturen om status, anvendelser, implementering, suksessfaktorer og gevinster?* FFI-rapport 22/00425.
- Waage, K. & Hemnes, P. F. (2024). *Modenhet for kunstig intelligens i forsvarssektorens støttevirksomhet*. FFI-rapport 24/00269.

Yasin, M. M., Wafa, M. A. & Small, M. H. (2001). Just-in-time implementation in the public sector: An empirical examination. *International Journal of Operations & Production Management*, 21(9), 1195–1204. <https://doi.org/10.1108/EUM0000000005925>

Yde, I., Nielsen, T. G. & Dahlberg, R. (2021). *Smart krig. Militær anvendelse af kunstig intelligens* (1. utgave). Djøf Forlag.

Yoon, H. & Kim, S. (2017). Naval Vessel Spare Parts Demand Forecasting Using Data Mining. *Journal of Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, 40(4), 253–259. <https://doi.org/10.11627/jkise.2017.40.4.253>

Zhang, D., Pee, L. G. & Cui, L. (2021). Artificial intelligence in E-commerce fulfillment: A case study of resource orchestration at Alibaba’s Smart Warehouse. *International Journal of Information Management*, 57(102304). <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102304>

Zigiene, G., Rybakovas, E. & Vaitkiene, R. (2020). Challenges in Applying Artificial Intelligence for Supply Chain Risk Management. *International Journal of Economics and Business Administration*, VIII, 299–318. <https://doi.org/10.35808/ijeba/589>

Om FFI

Forsvarets forskningsinstitutt ble etablert 11. april 1946. Instituttet er organisert som et forvaltningsorgan, med særskilte fullmakter underlagt Forsvarsdepartementet.

FFIs formål

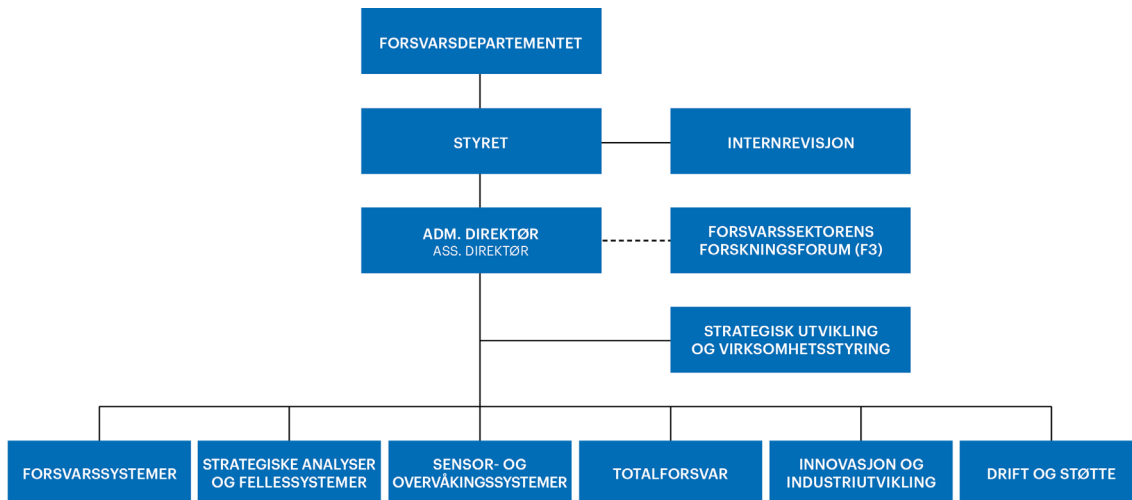
Forsvarets forskningsinstitutt er Forsvarets sentrale forskningsinstitusjon og har som formål å drive forskning og utvikling for Forsvarets behov. Videre er FFI rådgiver overfor Forsvarets strategiske ledelse. Spesielt skal instituttet følge opp trekk ved vitenskapelig og militærteknisk utvikling som kan påvirke forutsetningene for sikkerhetspolitikken eller forsvarsplanleggingen.

FFIs visjon

FFI gjør kunnskap og ideer til et effektivt forsvar.

FFIs verdier

Skapende, drivende, vidsynt og ansvarlig.



Forsvarets forskningsinstitutt (FFI)
Postboks 25
2027 Kjeller

Besøksadresse:
Kjeller: Instituttveien 20, Kjeller
Horten: Nedre vei 16, Karljohansvern, Horten

Telefon: 91 50 30 03
E-post: post@ffi.no
ffi.no

Norwegian Defence Research Establishment (FFI)
PO box 25
NO-2027 Kjeller
NORWAY

Visitor address:
Kjeller: Instituttveien 20, Kjeller
Horten: Nedre vei 16, Karljohansvern, Horten

Telephone: +47 91 50 30 03
E-mail: post@ffi.no
ffi.no/en