

Elizaveta Bambulyak og Vebjørn Kaasen  
Ditløvsen

# Maskinlæring som beslutningsstøtte for å redusere ulykkesrisiko

Masteroppgave i Helse, miljø og sikkerhet  
Veileder: Eirik Albrechtsen  
Juni 2022



Elizaveta Bambulyak og Vebjørn Kaasen Ditløvsen

# **Maskinlæring som beslutningsstøtte for å redusere ulykkesrisiko**

Masteroppgave i Helse, miljø og sikkerhet  
Veileder: Eirik Albrechtsen  
Juni 2022

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet  
Fakultet for økonomi  
Institutt for industriell økonomi og teknologiledelse



---

## Forord

Denne masteroppgaven er gjennomført som en avsluttende vurderinger ved studieprogrammet for helse, miljø og sikkerhet ved Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet i Trondheim. Gjennom studieforløpet har vi opparbeidet kunnskap om ulike områder innenfor sikkerhet, arbeidsmiljø og bærekraft. Denne kunnskapen benyttes i denne oppgaven og vil komme godt med videre i arbeidslivet.

Vi vil benytte anledningen til å takke alle informanter og deltakere i workshops som har kommet med gode innspill og nyttig informasjon. Det har vært veldig spennende å få mulighet til å høre deres perspektiv og diskutere rundt maskinlæring sin rolle i beslutninger. Disse møtene har bidratt til at vi har fått økt interesse og kunnskap rundt tematikken.

Avslutningsvis vil vi rette en stor takk til vår veileder Eirik Albrechtsen for gode råd, tilbakemeldinger, stort engasjement og interesse, samt veiledning. Vi setter stor pris på alle møtene og diskusjonene vi har hatt og all den tiden du har investert i oss og oppgaven.

Elizaveta Bambulyak

Vebjørn K. Ditlevsen

---

Elizaveta Bambulyak

---

Vebjørn K. Ditlevsen

Trondheim, 11.06.2022



---

## Sammendrag

Flere næringer er i stor endring grunnet nye teknologiske utviklinger. Heriblant vil maskinlæring (ML) bidra til flere nye muligheter i ulike industrier. Bygg- og anleggsnæringen (BA-næringen) har foreløpig ikke tatt i bruk slike nyskapende teknologier i stor grad. Det vil foregå en stor endring også i denne næringen for å dra nytte av de nye mulighetene ved maskinlæring. Derimot vil det også være utfordringer tilknyttet slike verktøy. Dermed vil denne oppgaven avdekke eksisterende anvendelse for ML og hvilke tilknyttede utfordringer andre næringer enn BA-næringen har så langt. Deretter skal det sees på hvilke overføringsverdier dette kan ha for BA-næringen.

Problemstillingen til oppgaven besvares med å utføre intervjuer fra ulike næringer som har forskjellige anvendelser av nye teknologiske verktøy. Dette gjøres for å få en bred forståelse for både muligheter og utfordringer som er tilknyttet, samt vil det fungere som inspirasjon for anvendelse til en dynamisk preget bransje som BA-bransjen. Det vil også utføres intervjuer med pågående bruk av ML i BA-næringen. Det skal gjennomføres en litteraturstudie som skal styrke eller utfordre synspunkt som kommer fram gjennom intervjuer. Tematikken vil utforskes med et teoretisk grunnlag som innebærer et sikkerhetsstyringssystem, sikkerhetsperspektiver og beslutningsteori. Masteroppgaven er tilknyttet forskningsprosjektet DiSCo som ønsker å se hvilke muligheter som eksisterer for å utvikle et ML-verktøy for å forbedre ulykkesrisiko i BA-næringen. Det vil i denne sammenhengen gjennomføres workshops som en siste form for empiri i denne oppgaven. Dette utføres med partnere i forskningsprosjektet for å få innsikt i både BA-næringen og for økt forståelse av ML.

Funn fra oppgaven tyder på at det er flere muligheter å dra nytte av. Heriblant økt effektivisering, større beslutningsgrunnlag, redusert ressursbruk og redusert ulykkesrisiko. Samtidig vises det noen utfordringer som for eksempel økt kompleksitet, økt kritikalitet og manglende tillit til ML. Det vil dermed være et viktig moment å minske utfordringene tilknyttet anvendelse av ML-verktøy samtidig som man kan dra nytte av mulighetene som det medbringer.

Områdene som utforskes er preget av lite tidligere forskning og det vil bli et økende fokus fremover. Oppgaven har samlet en del av den eksisterende informasjon som er tilgjengelig, og kan dermed benyttes som en inspirasjon til utvikling av ML-verktøy, samt tilknyttede muligheter og utfordringer. Den kan også fungere som et steg i prosessen videre for forskning på området.





---

## Abstract

Major changes are ongoing in a range of industries due to new technological developments. Among these are machine learning whom will contribute to many new opportunities in various industries. The construction industry has not yet adopted these innovative technologies to a large extent. There will be major changes in the construction industry as well, to take advantage of the new opportunities with machine learning. There will also be associated challenges with such tools. Thus, this thesis will explore current applications of machine learning and what challenges other industries than the construction industry have discovered so far. The thesis will then explore which values could be transferred to the construction industry.

The problem to be adressed in the thesis is answered by conducting interviews from varying industries, that have different applications of new technological tools. These will be performed to gain a broad understanding of both the opportunities and challenges that are associated, and they will serve as inspiration for application to a dynamicaly cahracterized industry such as construction. Interviews will also be conducted with ongoing use of machine learning in the construction industry. A literature study will be conducted to strengthen or challenge points of views lifted during interviews. The topic will be explored with a theoretical basis that includes a safety information system, safety perspectives and decision theory. This master thesis is associated with a research project DiSCo which would like to explore what opportunities exist to develop a machine learning tool, to improve accident risk in the construction industry. In this context, workshops will be conducted as a final form of empirical work in this thesis. This is done with partners in the research project to gain insight into both the construction industry and for an increased understanding of machine learning.

The thesis findings indicates that there are many opportunities to take advantage of. These include increased efficiency, greater decision basis, reduced use of resources and reduced accident risk. On the other hand, some challenges appear, such as increased complexity, increased criticality and lack of trust in machine learning. Thus, an important focus will take place to reduce the challenges associated with the use of machine learning tools, while also being able to take advantage of the opportunities.

The field being explored in the thesis is characterized by a low degree of previous research, and there will be an increased focus in the future. The thesis has collected much of the exisiting information that is available and can thus be used as inspiration for the development of machine learning tools with its associated opportunities and challenges. It can also serve as a stepping stone for further research in the field being studied.

# Innhold

<b>Forord</b>	<b>i</b>
<b>Sammendrag</b>	<b>ii</b>
<b>Abstract</b>	<b>iii</b>
<b>Begrepsforklaring og forkortelser</b>	<b>x</b>
<b>1 Introduksjon</b>	<b>1</b>
1.1 Formål og problemstilling . . . . .	2
1.2 Avgrensninger . . . . .	2
1.3 Oppbygging av oppgaven . . . . .	3
<b>2 Bakgrunn</b>	<b>4</b>
2.1 Digitalisering . . . . .	4
2.2 Digitalisering i BA-næringen . . . . .	5
2.3 Forskningsprosjekt DiSCo . . . . .	5
<b>3 Teori</b>	<b>6</b>
3.1 Maskinlæring . . . . .	6
3.1.1 Teknikker innen maskinlæring . . . . .	6
3.1.2 Oppgaver som maskinlæring kan utføre . . . . .	8
3.2 Informasjonsperspektiv . . . . .	9
3.3 Resilience Engineering . . . . .	10
3.4 Sikkerhetsstyringssystem . . . . .	10
3.5 Beslutningsprosess . . . . .	12
3.6 Påvirkningsfaktorer på beslutningsprosess . . . . .	14
3.7 Byggeprosess . . . . .	16
<b>4 Metode</b>	<b>18</b>
4.1 Forskningsdesign . . . . .	18
4.2 Datainnhenting . . . . .	19
4.2.1 Intervju . . . . .	20
4.2.2 Litteraturstudie . . . . .	22
4.2.3 Workshop . . . . .	24
4.3 Dataanalyse . . . . .	24
4.3.1 Intervju . . . . .	24
4.3.2 Litteraturstudie . . . . .	26
4.3.3 Workshop . . . . .	26
4.4 Kvalitetssikring . . . . .	27
4.4.1 Validitet og reliabilitet . . . . .	27
4.4.2 Feilkilder . . . . .	27

4.4.3	Etiske avveininger . . . . .	28
<b>5</b>	<b>Litteraturgjennomgang</b>	<b>29</b>
5.1	Maskinl�ring i andre n�ringer . . . . .	29
5.2	Maskinl�ring i BA-n�ring . . . . .	34
<b>6</b>	<b>Resultat</b>	<b>39</b>
6.1	Intervju med andre n�ringer . . . . .	39
6.1.1	Maskinl�ringsverkt�y og beslutningsprosess . . . . .	39
6.1.2	P�virkningsfaktorer p� beslutningsprosess ved bruk av ML . . . . .	47
6.1.3	Effekter for organisasjoner ved bruk av ML . . . . .	52
6.1.4	Muligheter for organisasjoner ved bruk av ML . . . . .	53
6.2	Intervju med BA-n�ringen . . . . .	56
6.2.1	Maskinl�ringsverkt�y og beslutningsprosess . . . . .	56
6.2.2	P�virkningsfaktorer p� beslutningsprosess ved bruk av ML . . . . .	57
6.2.3	Muligheter og utfordringer for organisasjoner ved bruk av ML . . . . .	58
6.3	Workshop . . . . .	60
6.3.1	Overf�ringsverdi av maskinl�ringsverkt�y til BA-n�ringen . . . . .	60
6.3.2	Muligheter og utfordringer for beslutningsprosessen i BA-n�ringen ved bruk av ML . . . . .	62
<b>7</b>	<b>Diskusjon</b>	<b>64</b>
7.1	Sikkerhetsstyringssystem . . . . .	64
7.1.1	Datainnsamling . . . . .	65
7.1.2	Prosessering og minne . . . . .	65
7.1.3	Distribusjon . . . . .	65
7.1.4	Valg av tiltak . . . . .	66
7.2	Beslutningsprosess . . . . .	66
7.2.1	Identifiseringsfase . . . . .	66
7.2.2	Designfase . . . . .	68
7.2.3	Valgfase . . . . .	71
7.2.4	Implementeringsfase . . . . .	74
7.3	Oppsummering av diskusjon . . . . .	77
7.3.1	Hvordan endres beslutningsprosessen der maskinl�ring brukes til bedre beslutningsst�tte i andre n�ringer enn BA-n�ringen? . . . . .	77
7.3.2	Hva kjennetegner beslutningssituasjoner (for sikkerhet) der maskinl�ringsteknikker kan gi forbedret st�tte til i BA-n�ringen? . . . . .	79
7.3.3	Hvordan p�virker maskinl�ring beslutninger om sikkerhet positivt og/eller negativt? . . . . .	81
<b>8</b>	<b>Konklusjon</b>	<b>87</b>
8.1	Videre arbeid . . . . .	88
	<b>Vedlegg</b>	<b>94</b>

A Vedlegg: Litteraturluide andre næringer	94
B Vedlegg: Litteraturluide BA-næringen	95
C Vedlegg: Excel-ark for litteraturludie	96
D Vedlegg: Samtykkeskjema	99

## Figurer

1	WBS . . . . .	3
2	Sammenheng mellom digitalisering, kunstig intelligens og maskinl�ring . . . . .	4
3	Treningsprosess ved veiledet l�ring . . . . .	7
4	Treningsprosess ved ikke-veiledet l�ring . . . . .	7
5	Regresjon . . . . .	8
6	Sikkerhetsstyringssystem . . . . .	11
7	Faser i en beslutningsprosess . . . . .	12
8	To dimensjoner i beslutningsprosesser . . . . .	15
9	Fem faktorer i beslutningsprosesser . . . . .	15
10	Faser i en byggeprosess . . . . .	16
11	Forskningsdesign . . . . .	18
12	Datainnhentningsmetoder . . . . .	19
13	Metodetriangulering . . . . .	20
14	Datainnhentingprosessen for intervju . . . . .	21
15	PRISMA . . . . .	23
16	Dataanalyse . . . . .	24
17	Dataanalyse av intervju . . . . .	25
18	Utklipp av litteraturgjennomgang . . . . .	26
19	ML-verkt�y for prediksjon og risikoreduksjon . . . . .	30
20	Framstilling av AIS-system . . . . .	32
21	Tiln�rming for DNN-modell . . . . .	34
22	Anbefalt risikostyringsprosess . . . . .	36
23	Anvendelse av AI-teknikker i BA-n�ringen . . . . .	38
24	OPT, oversikt over lokasjoner og aktiviteter . . . . .	40
25	OPT, tilbakemeldinger . . . . .	41
26	TIMP . . . . .	41
27	Endring i eDNA-analyse ved ML . . . . .	42
28	Maskinl�ringsverkt�yet til Arbeidstilsynet . . . . .	44
29	Oppsummering av beslutningsprosesser . . . . .	46
30	Oppsummering av p�virkningsfaktorer . . . . .	51
31	Oppsummering av effekter . . . . .	53
32	Oppsummering av muligheter . . . . .	55
33	Datadrevet anleggsplass . . . . .	56
34	Beslutningsprosessfaser og workshop . . . . .	62
35	Sikkerhetsstyringssystem og ML . . . . .	64
36	Endring av identifiseringsfase samt muligheter og utfordringer . . . . .	68
37	Endring av designfasen samt muligheter og utfordringer . . . . .	71
38	Endring av valgfaseen samt muligheter og utfordringer . . . . .	74
39	Endring av implementeringsfasen samt muligheter og utfordringer . . . . .	76
40	Nye oppgaver i beslutningsprosessen i andre n�ringer . . . . .	77
41	Nye oppgaver i beslutningsprosessen i BA-n�ringen . . . . .	79

42	Påvirkningsfaktorer på beslutningsprosess . . . . .	81
----	---	----

**Tabeller**

1	Søkeord . . . . .	22
2	Muligheter og utfordringer ved maskinlæringsverktøy . . . . .	86

## Begrepsforklaring og forkortelser

Begreper og forkortelser	Forklaring
AI	Artificial intelligence eller kunstig intelligens.
ANN, Artificial Neural Network	ANN er en sterkt forenklet etterligning av biologisk nervevev i hjernen. Metoden og algoritmene tar inspirasjon fra biologisk nervevev uten å være eksakt kopi.
BA	Bygg og anlegg
Bayesian network	Grafisk modell for sannsynlighet som representerer ett sett av tilfeldige variabler og deres avhengighet.
BIM, Building Information Modelling	BIM innebærer 3D-modellering av det som skal designes, prosjekteres, bygges eller driftes, hvor informasjonen som ligger i modellen gir beslutningsgrunnlag og føringer for den aktuelle fasen.
CEM, Cross Entropy Method	CEM er det første steget som anbefales å gjennomføre under læring før en benytter en mer kompleks metode som, eksempelvis, forsterket læring.
DNN, Deep Neural Network	DNN er en sentral metode innen maskinlæring, hvor det er et prinsipp at maskiner skal tilegne seg kunnskap om noe som de ikke vet eller kan fra før av.
DT, Decision Tree	DT innenfor kunstig intelligens er en læringsalgoritme som benyttes for læring av ML-algoritmer ved bruk av eksempler.
FS	Forskningsspørsmål .
Fuzzy logic	Fuzzy logic er en tilnærming til variabelbehandling som gjør det mulig å behandle flere mulige sannhetsverdier gjennom samme variabel.
Information overload	Utfordringen med å ta en beslutning effektivt, grunnet for mye tilgjengelig informasjon, slik at en ikke klarer å skille ut relevant informasjon.
IoT, Tingenes internett	IoT, også kalt tingenes internett, er et nettverk med flere digitale eller fysiske enheter som utveksler data og er tilkoblet hverandre ved bruk av internett.
ML	Maskinlæring.
Stordata	Stordata omhandler lagring og bearbeidelse av store informasjonsmengder.
VAR, Virtual Augmented Reality	Augmented reality "forbedrer" den virkelige verden med å legge datagenerert informasjon som en tilleggsfaktor.



## 1 Introduksjon

Samfunnet står i dag ovenfor store digitale endringer som vil endre måten man lever, tenker og utfører ulike oppgaver på. Digitalisering er et begrep som innebærer bruk av teknologi for å forenkle, forbedre og fornye (Frishammar og Ericson, 2018). Dette omhandler at ulike næringer vil være i stand til å tilby mer effektive og bedre tjenester for brukere, slik at man kan oppnå innovasjon. Innenfor digitalisering er det flere begreper som er aktuelle, deriblant maskinlæring (ML). Maskinlæring er et område innenfor kunstig intelligens som omhandler at maskiner kan være i stand til å lære på egenhånd gjennom algoritmer (Teknologirådet, 2018).

Bruk av ny digital teknologi, deriblant maskinlæring, vil trolig øke i fremtiden. Det er dermed fordelaktig å øke kunnskapen rundt hvordan ML forandrer og påvirker beslutningsprosesser, samt mulighetene og utfordringene som den teknologien medfører. Flere næringer i dag benytter ny digital teknologi sammen med maskinlæring for å effektivisere og forbedre beslutningsprosesser, samt redusere ulykkesrisiko. Dette innebærer at en kan være i stand til å løse flere tradisjonelle utfordringer ved hjelp av ny digital teknologi. Likevel bør en ha forståelse for hvilke nye utfordringer som maskinlæring kan føre til, slik at man kan utføre forebyggende forberedelser og ivareta sikkerheten.

Digitalisering av bygg- og anleggsnæringen (BA-næringen) i Norge har ikke skjedd i like stor grad som i andre næringer. Dette skyldes trolig at BA-næringen er ofte mer dynamisk enn andre og det er lite tidligere forskning på dette område. For å utforske hvordan maskinlæring kan bli en bedre beslutningsstøtte og forbedre ulykkesrisiko i BA-næringen, kan en benytte ulike sikkerhetsperspektiver og sikkerhetsstyringssystem sammen med teori om beslutningsprosess for å knytte sikkerhetsbegreper opp mot beslutningsprosessen. En slik tilknytning vil føre til at en får oversikt over mulige bruksområder og påvirkningen ML har på både beslutningsprosessen og sikkerheten. I tillegg kan en drøfte rundt mulighetene og utfordringene som maskinlæringsverktøy vil ha. Denne forståelsen og kunnskapen kan videre benyttes for utvikling og implementering av nye ML-verktøy, hvor en vil være i stand til å utnytte mulighetene til ML og redusere ulykkesrisiko.

## 1.1 Formål og problemstilling

Tidligere litteratur indikerer at økt fokus på digitalisering i ulike næringer kan være et verktøy for å redusere ulykkesrisiko. Likevel finnes det en rekke utfordringer som det kan medføre. Det er derfor interessant å studere hvordan bygg- og anleggsbransjen kan implementere maskinlæring for å redusere ulykkesrisiko, samt hvordan ML-verktøy kan bli en bedre beslutningsstøtte. Hensikten med oppgaven er å undersøke beslutningssituasjoner i andre næringer som benytter maskinlæringsverktøy. Deretter se på overføringsverdi av disse erfaringene og kunnskapen over til bygg- og anleggsbransjen. Med utgangspunkt i beskrevet formål vil følgende problemstilling bli belyst:

*Hvordan kan maskinlæring bidra til bedre beslutningsstøtte for å redusere ulykkesrisiko i bygg- og anleggsbransjen?*

For å legge til rette for en systematisk tilnærning for å svare på denne problemstillingen, er det formulert følgende forskningsspørsmål med formål å bryte ned problemstillingen i mindre områder:

- Hvordan endres beslutningsprosessen der maskinlæring brukes til bedre beslutningsstøtte i andre næringer enn BA-næringen?
- Hva kjennetegner beslutningssituasjoner (for sikkerhet) der maskinlæringsteknikker kan gi forbedret støtte til i BA-næringen?
- Hvordan påvirker maskinlæring beslutninger om sikkerhet positivt og/eller negativt?

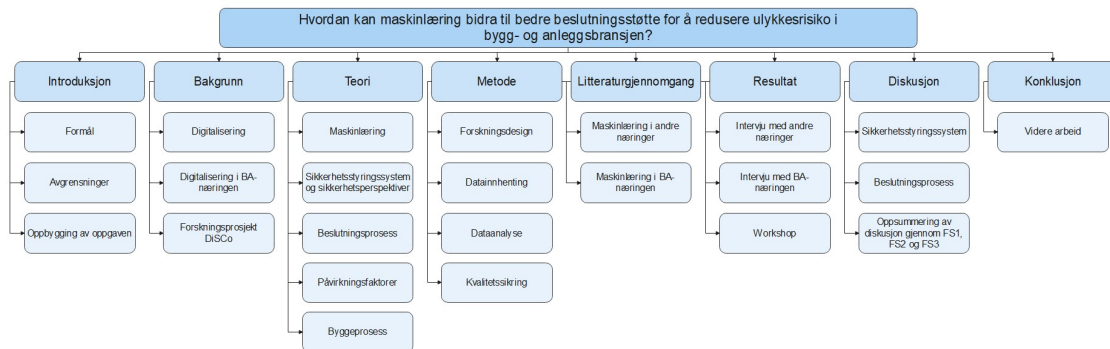
Funnene i dette prosjektet kan benyttes for å kartlegge ytterligere områder, hvor maskinlæring kan benyttes for å redusere ulykkesrisiko. I tillegg kan funn fra andre næringer være til inspirasjon for utvikling av et nytt ML-verktøy i BA-næringen.

## 1.2 Avgrensninger

I denne masteroppgaven sees ML-teknikker på som en svart boks. Dette innebærer at det ikke vil studeres hvilke ML-teknikker og ML-algoritmer er best egnet for bruk, samt hvordan disse fungerer. Hovedfokuset i oppgaven ligger på hvordan data skapt av maskinlæring kan gi bedre beslutningsstøtte. I tillegg studeres det muligheter og utfordringer i tilknytning til forebygging av person- og storulykker. Dette fører til at oppgaven ikke vil inneholde informasjon om økonomisk sikkerhet og cybersikkerhet. Disse avgrensningen gjøres på bakgrunn av gruppens forkunnskaper og ressurser, samt omfang til oppgaven.

### 1.3 Oppbygging av oppgaven

For å systematisere oppgaven og besvare problemstillingen har det blitt utviklet en Work Breakdown Structure, WBS, som illustreres i Figur 1. En WBS er en måte å bryte ned et prosjekt på. I denne oppgaven tas det utgangspunkt i problemstillingen som deretter brytes ned i åtte kapitler med tilhørende underkapitler.



Figur 1: WBS

Kapittel 1 og 2 omhandler introduksjon og bakgrunn for denne masteroppgaven, hvor det beskrives hvordan digital teknologi påvirker ulike næringer. I Kapittel 3 presenteres det ulike maskinlæringsteknikker og ulykkesmodeller, teori om beslutnings-, og byggeprosess, samt påvirkningsfaktorer. Kapittel 4 omhandler metoder som benyttes i denne oppgaven i form av datainnhenting, dataanalyse og kvalitetssikring. I Kapittel 5 og 6 presenteres det ulike funn fra litteraturstudie og intervju med andre næringer og BA- næringen, samt resultater fra workshops. Disse blir videre diskutert i Kapittel 7. Oppgavens konklusjon sammen med forslag til videre arbeid innen tematikken presenteres i Kapittel 8.

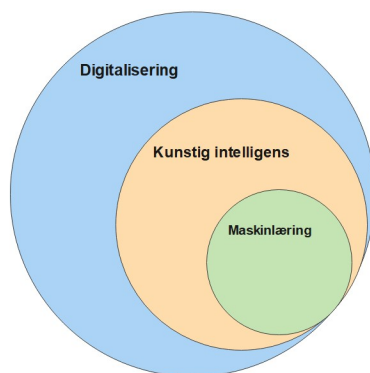
## 2 Bakgrunn

Dette kapitlet vil omhandle bakgrunnsinformasjon for denne masteroppgaven. Digitalisering har blitt et satsningsområde i ulike næringer og det kan sees en økende trend i bygg- og anleggsbransjen. I denne sammenhengen vil det presenteres ulike begreper innenfor digitalisering, deriblant kunstig intelligens, innenfor ulike næringer og BA-næringen, samt forskningsprosjektet som denne masteroppgaven er tilknyttet.

### 2.1 Digitalisering

Digitalisering er et begrep som står sentralt i dagens samfunn og har den siste tiden fått oppmerksomhet fra både fagmiljø og media. Likevel er ikke dette et nytt begrep (Zimmermann, 2016). Siden fremveksten av internett på 1990-tallet, ble potensialene til digitalisering bredere og har påvirket flere områder. Digitalisering bidrar i dag til å fornye, forbedre og generalisere prosesser (Frishammar og Ericson, 2018). Det er flere muligheter som digitalisering vil føre til, deriblant økt effektivisering og verdiskapning. Disse fordelene som digitalisering åpner opp for vil påvirke samfunnet, næringsliv og økonomi. Likevel er det nødvendig å nevne at digitalisering kan føre til flere utfordringer, deriblant avhengighet av teknologi. Bruk av digital teknologi for å redusere ulykkesrisiko er fortsatt et ungt område, hvor det er et stort behov for forskning.

Det er flere områder innenfor digitalisering, hvor et av områdene er kunstig intelligens (Teknologirådet, 2018). Dette området innebærer at digitale verktøy kan lære av sine egne erfaringer for å deretter benytte denne kunnskapen. Noen av de vanligste oppgavene som kunstig intelligens kan utføre er å analysere, kombinere og koble sammen data, samt fatte beslutninger. Kunstig intelligens omfatter flere områder, deriblant maskinlæring. Sammenhengen mellom digitalisering, kunstig intelligens og maskinlæring presenteres i Figur 2.



Figur 2: Sammenheng mellom digitalisering, kunstig intelligens og maskinlæring

I dag har maskinlæring stor utbredelse, og man kan finne flere eksempler på bruk av det i både hverdagsliv og arbeidsliv. Et av eksemplene på bruk av maskinlæring er kjøp

av produkter gjennom Amazon, hvor nettsiden kommer med anbefalinger av produkter basert på ML. Dette er kun ett eksempel på bruk av maskinlæring, og man kan dermed anse at maskinlæring har kommet for å bli, og at bruksområdene bare vil øke i tiden fremover. Maskinlæring muliggjør en stor teknologisk utvikling, noe som også inkluderer sikkerhetsarbeidet. Ved hjelp av maskinlæringsalgoritmer kan en klassifisere, predikere og gruppere data, slik at en kan unngå eventuelle ulykker.

## 2.2 Digitalisering i BA-næringen

Bygg- og anleggsbransjen er utsatt for et stort antall ulykker. Det er estimert 60 000 dødsulykker årlig i verden, som tilsvarer ett dødsfall per tiende minutt (Lingard og Wakefield, 2019). Samtidig står bransjen for mye av bruttonasjonalproduktet til flere industrialiserte land (Aigbavboa og Thwala, 2020);(Babatunde, 2019). Siden det er stor sosial og økonomisk avhengighet av BA-næringen vil det ikke være mulig å avvikle den som en helhet. Dermed gjøres det stadig forsøk for å redusere ulykkesrisikoen som er tilknyttet bransjen. På grunn av at hvert byggeprosjekt er unikt, vil arbeidsplassene være dynamiske, og det kan føre til høy sannsynlighet for uønskede hendelser og ulykker.

Det blir gjort kontinuerlige forsøk på å redusere ulykkesrisikoen i byggeprosjekter. En mulig måte å redusere denne risikoen på er å digitalisere byggeplassen (Aigbavboa og Thwala, 2020). Ved innføring av blant annet Virtual Augmented Reality (VAR), Building Information Modelling (BIM), tingenes internett (IoT), stordata og maskinlæring vil bransjen oppleve flere endringer på kort tid. Digitaliseringen er foreløpig ikke fullt utnyttet i bygg- og anleggsbransjen. Det satses på å ta i bruk flere digitale verktøy og prosesser fremover. Informasjonsflyten i og mellom organisasjoner vil i større grad bli digital i tiden fremover. Dette kan bidra til å gjøre prosesser enklere og mer effektive. Trolig vil beslutningsprosesser følge samme trend med å bli enklere og mer effektive.

## 2.3 Forskningsprosjekt DiSCo

DiSCo, Sustainable value creation by digital predictions of safety performance in the construction industry, er et forskningsprosjekt som har som formål å utvikle ny kunnskap og metoder for å benytte maskinlæring i tidligfase i byggeprosjekter. Forskningsprosjektet gjennomføres grunnet den store ulykkesrisikoen som er tilknyttet bygg- og anleggsbransjen. Det ønskes å se på mulighetene med den pågående digitaliseringen og de tilknyttede verktøyene. På denne måten kan man predikere sikkerhetsprestasjoner i produksjonsfasen, og dermed forbedre beslutningsprosessene. Dette kan redusere ulykkesrisiko i bygg- og anleggsbransjen. Prosjektet rekrutterer to PhD kandidater og minimum ti masterstudenter, hvor denne masteroppgaven inngår. Det er fire arbeidspakker i DiSCo-prosjektet: Arbeidspakke 1: Sikkerhetsstyring basert på tidlige varselsignaler; Arbeidspakke 2: Risiko-påvirkende faktorer i tidlige prosjektfaser; Arbeidspakke 3: Datainnsamling; Arbeidspakke 4: Risikomodellering. Denne masteroppgaven inngår i Arbeidspakke 1, hvor målet er å presentere muligheter rundt tidlig advarsler ved hjelp av maskinlæringsteknikker.

## 3 Teori

Dette kapitlet vil omhandle teori som legges til grunn for oppgaven og problemstillingen. Det vil først presenteres maskinlæring, samt tilknyttede teknikker og oppgaver som kan utføres ved hjelp av ML. Videre beskrives det sikkerhetsstyringssystem og to sikkerhetsperspektiver som benyttes i oppgaven. For å danne forståelse rundt hvordan beslutninger fattes i ulike næringer vil det presenteres beslutningsteori. Denne omfatter beslutningsfaser og påvirkningsfaktorer. I tillegg er det nødvendig å ha kunnskap rundt hvordan BA-næringens prosjekter er bygd opp og hvordan beslutninger blir tatt. Dette vil beskrives gjennom teori om byggeprosess.

### 3.1 Maskinlæring

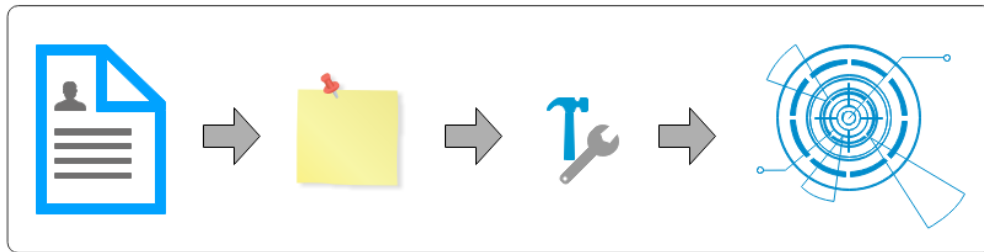
Maskinlæring er et område innen kunstig intelligens som allerede benyttes av flere virksomheter til å blant annet utføre analyser, gjenkjenne mønstre og som beslutningsstøtte. Maskinlæring er et begrep som har flere ulike definisjoner. For denne oppgaven vil definisjonen til Datatilsynet ligge til grunn for oppgaven. Denne omtaler maskinlæring som *“et sett teknikker og verktøy som lar maskiner “tenke” ved å lage matematiske algoritmer basert på akkumulert data”* (Datatilsynet, 2018). Teknikken omhandler å få maskiner til å modifisere eller tilpasse sine handlinger, slik at disse blir mer nøyaktige (Marsland, 2014). Maskinlæring er basert på statistiske metoder som lar systemet søke etter mønstre i datasett, noe som gjør at maskinen lærer selv istedenfor å bli programmert (Tidemann og Elster, 2021). For at den skal klare dette er systemet avhengig av store mengder data (Datatilsynet, 2018).

#### 3.1.1 Teknikker innen maskinlæring

For at maskinen ved hjelp av maskinlæring skal være i stand til å utføre utfordrende oppgaver, bør den læres opp (Das et al., 2015). Det finnes flere ulike måter å lære opp en maskinlæringsalgoritme på. Disse er veiledet læring, ikke-veiledet læring og forsterket læring.

##### Veiledet læring

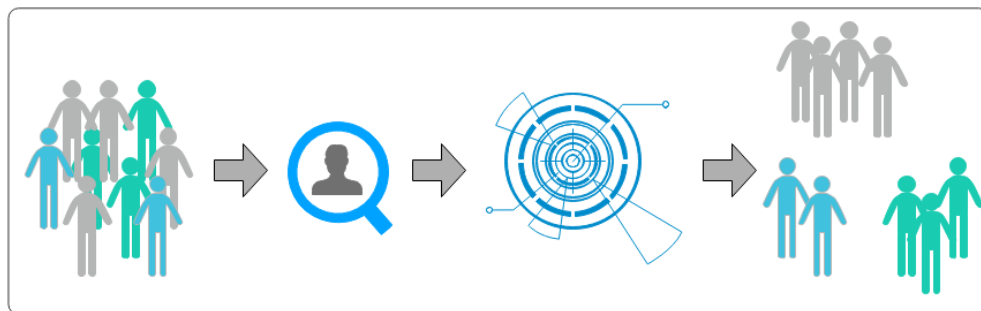
Veiledet læring er den teknikken som foreløpig benyttes mest og er avhengig av datatilgang (Datatilsynet, 2018). Denne omhandler algoritmer som lærer basert på innsamlet data og erfaringer. Læringsprosessen består av tre deler. Det første er å benytte et datasett med kategoriserte data. Deretter velges det ut egenskaper ved dataene som skal benyttes til læringen, avhengig av datatype og relevans. Det siste steget i prosessen er å bygge en modell som er basert på disse egenskapene hvor det gis merkelapp på hva som er riktig svar. Denne prosessen visualiseres i Figur 3.



Figur 3: Treningsprosess ved veiledet læring  
Inspirert av: (Datatilsynet, 2018)

### Ikke-veiledet læring

Den andre tilnærmingen er ikke-veiledet læring. For denne benyttes det data som ikke er forhåndskategorisert (Datatilsynet, 2018). Ved slik læring forsøker systemet å lære gruppering av observasjoner med lignende egenskaper, hvor målvariabel ikke er til stede. Læringsprosessen for ikke-veiledet læring består av tre steg. Det første steget er å innhente en database, hvor det vil være en fordel med en viss grad av likheter eller mønstre i datagrunnlaget. Deretter skal systemet avdekke mønstre, hvor den til slutt blir til en modell som er i stand til å både gjenkjenne og skille mønstrene som blir laget. Denne prosessen presenteres i Figur 4. Etter endt treningsprosess vil ML være i stand til å finne koblinger og strukturer som ikke har vært kjent før.



Figur 4: Treningsprosess ved ikke-veiledet læring  
Inspirert av: (Datatilsynet, 2018)

### Forsterket læring

Den tredje tilnærmingen i maskinlæringsalgoritmer er forsterket læring. Denne muliggjør oppfinnelse av nye og bedre strategier enn det mennesker kan (Perera et al., 2020). Det innebærer algoritmer som finner best strategi ved å prøve, feile og bli korrigert av sine egne erfaringene underveis. Med andre ord handler forsterket læring om å utføre passende handling for å maksimere belønning i en bestemt situasjon. For denne typen læring er det ikke nødvendig å ha data i treningsprosessen (Datatilsynet, 2018).

### 3.1.2 Oppgaver som maskinl ring kan utf re

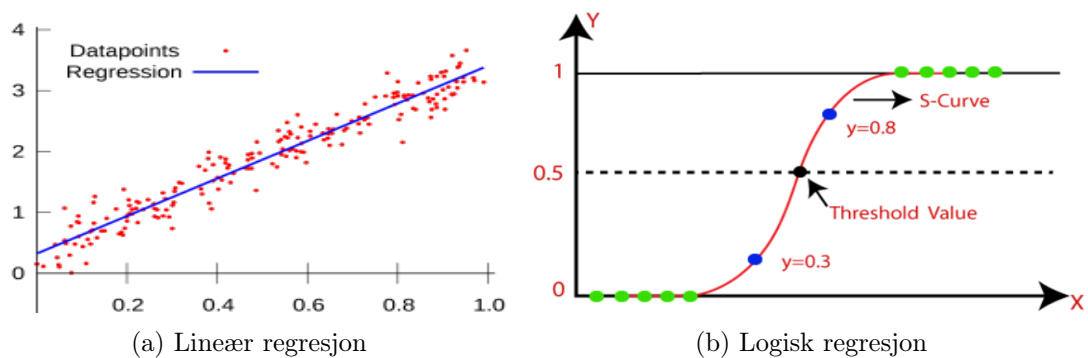
De ulike maskinl ringsteknikkene muliggj r   utf re flere ulike oppgaver ved hjelp av maskinl ring. Noen av oppgavene som maskinl ring kan utf re er prediksjon, klassifisering, gruppering og regresjon.

#### Klassifisering

Klassifisering er en av oppgavene som maskinl ringsalgoritmer kan utf re (Larose og Larose, 2014). Klassifisering omhandler sortering og bestemmelse av hvilken kategori en ny hendelse eller situasjon kan tilh re. For   utf re klassifisering b r modellen ha et datasett, i tillegg til klassifiserte m levariabler. Dette vil gj re det mulig for algoritmen   trenes seg opp p  hvilke data som er tilkoblet hvilke kategorier, for   deretter v re i stand til   klassifisere informasjonen selv. Klassifisering kan derfor benyttes for   identifisere hva som er illustrert p  et bilde og tilordne det en kategori (Teknologir det, 2018).

#### Regresjon

Regresjon er en annen oppgave som maskinl ring kan utf re, som oftest benyttes for prediksjon og bestemmelse av  rsakssammenhenger (Maulud og Abdulazeez, 2020). Det er flere regresjonsalgoritmer som kan utf re disse oppgavene, deriblant line r og logisk, presentert i Figur 5. Ved hjelp av line r algoritme kan en presentere eller predikere forholdet mellom dataene. Den logiske regresjonsalgoritmen er en s-formet kurve, som er i stand til   se sammenhenger mellom b de avhengige og uavhengige variabler, samt presentere resultatet.



Kilde: (Muilwijk, 2016)

Kilde: (JavaTpoint, 2022)

Figur 5: Regresjon



## Prediksjon

Maskinlæringsalgoritmer kan benyttes til å utføre flere oppgaver, deriblant prediksjon (Larose og Larose, 2014). Prediksjon omhandler innhenting av data fra ulike datasett og bruk av det til å generere ny informasjon om fremtiden. Den innhentede dataen bør ha noen likheter med det som skal forutses. Det vil si at hvis målet er å predikere risiko for fall ved konstruksjon, bør den historiske dataen omhandle lignende hendelser. Maskinlæringssteknikkene for klassifisering og estimering kan, under visse omstendigheter, benyttes for prediksjon.

## Gruppering

Gruppering, også kalt “clustering”, innebærer at maskinlæringsalgoritmer undersøker datasettet for å finne linkende egenskaper, for å deretter gruppere disse (Larose og Larose, 2014). Ved gruppering er det nødvendig å vite om resultatet. Denne forståelsen skal være til stede slik at en kan verifisere grupperingen. Denne teknikken kan benyttes for å finne nye mønstre og koblinger i umerket data.

### 3.2 Informasjonsperspektiv

Informasjonsperspektivet omhandler menneskeskapte ulykker og tar utgangspunkt i Turner sin teori (Turner og Pidgeon 1997 ; Kongsvik et al. 2018). Informasjonsperspektivet baseres på en sammenstilling av resultater fra flere ulykkesrapporter og beskriver ulykker som sammenbrudd eller mangel på informasjonsflyt. Informasjonsperspektivet tar utgangspunkt i en normalsituasjon, etterfulgt av det som utløser den uønskede hendelsen. Ulykker presenteres dermed i dette perspektivet som en kjede av hendelser i et retro-perspektiv. På denne måten vil man være i stand til å spore tilbake, og som et resultat finne rotårsaker til ulykken. I dette perspektivet tas det utgangspunkt i de fire hovedformene for informasjonssvikt som er (Kongsvik et al., 2018):

1. Informasjonen er fullstendig ukjent, ettersom den peker mot hendelser som aldri har inntruffet tidligere, og som man derfor heller ikke er oppmerksom på.
2. Relevant informasjon er tilgjengelig, men blir oversett, eksempelvis på grunn av høyt arbeidspress eller manglende sikkerhetsfokus.
3. Informasjonselementer som sammenlagt indikerer at noe er i ferd med å utvikle seg, blir ikke kombinert eller sett i sammenheng.
4. Informasjonen er tilgjengelig, men passer ikke inn i eksisterende fortolkningsrammer og blir derfor misforstått og neglisjert.

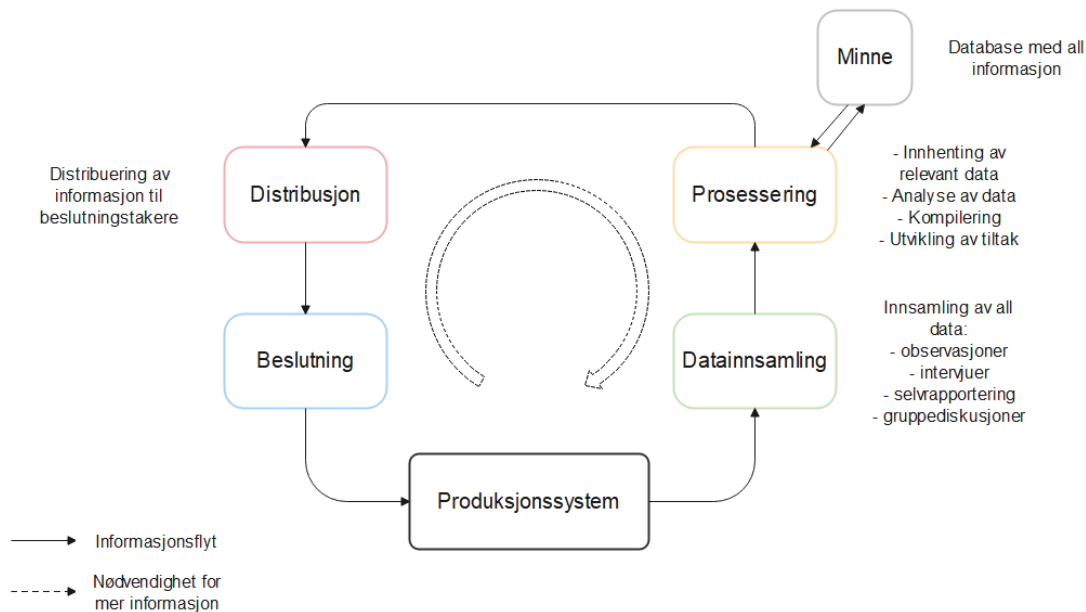
### 3.3 Resilience Engineering

Resilience Engineering, også kalt RE-perspektivet, baseres på tenkingen om at det finnes variasjoner i både omgivelser og i undersystemer (Kongsvik et al. 2018 ; Hollnagel et al. 2006). Det tas dermed utgangspunkt i et varierende system og sees bort fra at det finnes en normalsituasjon. Resiliens i en organisasjon kan beskrives som en egenskap som muliggjør opprettholding eller gjenvinning av en stabil tilstand. RE-perspektivet benyttes i tilfeller hvor en ønsker å avdekke svakheter som er tilknyttet komplekse systemer, og deretter finne nye måter å forbedre systemet på. Dette perspektivet kan presenteres gjennom fire steg (Kongsvik et al., 2018). Gjennomgåelse av disse vil muliggjøre avdekking av feil eller mangler som kan forbedres på nye måter:

1. **Lære:** innebærer evnen til å bruke både positive og negative erfaringer. Dette omhandler bruk av tilgjengelig data og hvordan systemer lærer og deler informasjon.
2. **Respondere:** omhandler evnen til å være forberedt til å handle, slik at en håndterer avvik, feil og muligheter på en fleksibel måte.
3. **Overvåke:** innebærer kontinuerlig oppmerksomhet på endringene i systemet og funksjonaliteten. Endringene i systemet kan være tilknyttet både muligheter og utfordringer.
4. **Forutse:** omhandler evnen til prediksjon av utfordringer, muligheter og feil. Dette steget kan tilknyttes kunnskapen rundt sammenhenger mellom påvirkningsfaktorer og situasjoner.

### 3.4 Sikkerhetsstyringssystem

Sikkerhetsstyring benytter tilgjengelig data om sikkerhetsnivået i en organisasjon eller virksomhet for å styre hvilke nødvendige tiltak som bør iverksettes (Kjellén og Albrechtson, 2017). Erfaringstilbakeføring er et essensielt begrep innen sikkerhetsstyringssystemet. Erfaringer fra tidligere hendelser brukes som en ressurs og tilgjengeliggjøres for beslutningstakere. Etter at nye tiltak blir iverksatt og utprøvd vil data om disse bli samlet opp, som kan sikre en kontinuerlig forbedring for sikkerheten i organisasjonen. I Figur 6 presenteres sikkerhetsstyringssystemet, hvor en kan se sammenhenger mellom de ulike stegene.



Figur 6: Sikkerhetsstyringssystem  
Inspirert av: (Kjellén og Albrechtsen, 2017)

### Datainnsamling

Datainnsamling er det første steget i et sikkerhetsstyringssystem (Kjellén og Albrechtsen, 2017). Dette steget omhandler innhenting av all data som utføres gjennom observasjoner, rapportering, gruppediskusjoner og intervjuer. Denne informasjonen kan innebære uønskede hendelser, aktiviteter, ulykker og risikoanalyser.

### Prosessering og Minne

For å opprettholde sikkerhetsstyringssystemet bør data innhentes kontinuerlig (Kjellén og Albrechtsen, 2017). Dette samles i “Minne” som er en database, hvor all informasjon lagres. Anvendelse av dataen skjer via en prosessering, som blant annet går ut på analyse, kompilering av data, samt utvikling av tiltak.

### Distribusjon

Det tredje steget, “Distribusjon”, omhandler nødvendig distribusjon av relevant informasjon til beslutningstakere (Kjellén og Albrechtsen, 2017). Dette kan anses som et av de viktigste punktene i et sikkerhetsstyringssystem, hvor både kvalitet på informasjonen og informasjonsflyten er essensielt.

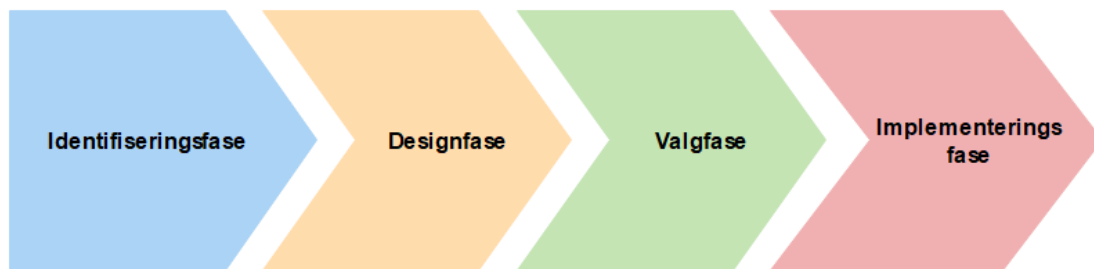
### Beslutning

Beslutninger gjøres basert på den informasjonen beslutningstakere har tilgjengelig fra fortid, nåtid og framtid (Kjellén og Albrechtsen, 2017). Noen av formene til fortidsdata

kan være ulykkesgranskinger, rapportering av uønskede hendelser (RUH) eller avvik. Sikkerhetsrevisjon og inspeksjon kan utføres for å innhente nåtidsdata. På denne måten kan en få informasjon om hva som utføres og på hvilken måte. Dette kan hjelpe med å forstå hvordan risikobildet ser ut før man tar beslutninger. For å innhente informasjon om framtiden kan en benytte revisjoner og sikkerhetsinspeksjoner. Det utføres analyse av potensielle farekilder og det utvikles tiltak for å forhindre uønskede hendelser.

### 3.5 Beslutningsprosess

For å danne forståelse rundt hva en beslutningsprosess er bør en ta utgangspunkt i definisjonen til en beslutning. Beslutning er et valg som blir tatt, hvor det finnes flere muligheter (Jacobsen og Thorsvik, 2013). En beslutningsprosess kan dermed defineres som veien fram til det valget. Denne inneholder både handlinger og vurderinger som fører til vedtak av beslutninger. En beslutningsprosess blir som oftest fremstilt gjennom fire faser, som er presentert i Figur 7 (Simon, 1977). Alle beslutningsfasene er tett koblet sammen og det oppstår ofte behov for å gå fram og tilbake mellom disse. Dersom det vedtas feil valg eller gjennomføring av valget er utilstrekkelig, vil en starte beslutningsprosessen på nytt.



Figur 7: Faser i en beslutningsprosess  
Inspirert av: (Simon, 1977)

#### Identifiseringsfase

*Identifiseringsfase* er den første fasen i en beslutningsprosess som omhandler å finne et problem eller en fremtidig mulighet (Simon, 1977). Disse utfordringene eller mulighetene kan omhandle ulike områder, eksempelvis, produktivitet. I identifikasjonsprosessen kan det være mulig å oppdage nye problemer eller muligheter underveis. Hovedfokuset i denne fasen er å formulere en problemstilling, som kan analyseres og løses videre i prosessen.

### **Designfase**

*Designfase* er den andre fasen i beslutningsprosessen (Simon, 1977). Denne omhandler både utvikling og analyse av ulike alternativer for å løse utfordringer eller å muliggjøre implementering av nye løsninger. Ved start av denne fasen skal det defineres klare kriterier for vurdering av alternativer. Dette kan innebære negative og positive konsekvenser, samt utfallet ved å ikke implementere alternativet. For å ha et godt utvalg mellom ulike løsningsmetoder, er det nødvendig å ha tilgang til stor mengde data. Denne informasjonen skal ligge til grunn for vurdering av alternativene. For å teste de ulike løsningene skal det konstrueres en modell. En av metodene for å lage en slik modell er å utvikle flere scenarier. Et scenario kan være en simulering av en handling og hvilke konsekvenser dette vil føre til. Gjennom denne fasen vil en komme fram til formålet med beslutningen som skal tas.

### **Valgfase**

*Valgfasen* gjennomføres etter å ha testet de ulike alternativene, hvor beslutningstakere velger ut den beste løsningen i henhold til satte kriterier (Simon, 1977). Denne fasen blir ofte sett på som den viktigste, ettersom de involverte partene fatter en beslutning. Ved valg av ikke optimal eller feil løsning, kan det føre til flere uønskede konsekvenser, deriblant tap av materielle og menneskelige ressurser. En av metodene som beslutningstakere benytter er sensitivitetsanalyse. En slik analyse vil predikere hvor robust handlingsalternativ er, samt forventet utfall. *Valgfasen* er tett koblet til *Designfasen*, derfor bruker beslutningstakere å gå fram og tilbake mellom disse. Dette gjøres i de situasjonene, hvor nye handlingsalternativer kan oppstå under prosessen. Når alle oppgavene i denne fasen er utført, vil en ha en løsning og gå videre med den til neste fase.

### **Implementeringsfase**

Det siste steget i en beslutningsprosess er *implementeringsfase* (Simon, 1977). Dette steget innebærer presentasjon av beslutningen og implementering av denne. *Implementeringsfasen* foregår ofte over lang tid, ettersom en ønsker å oppnå best mulig resultat. Gjennom denne prosessen foregår det en kontinuerlig evaluering av resultatene og effekten.

### 3.6 Påvirkningsfaktorer på beslutningsprosess

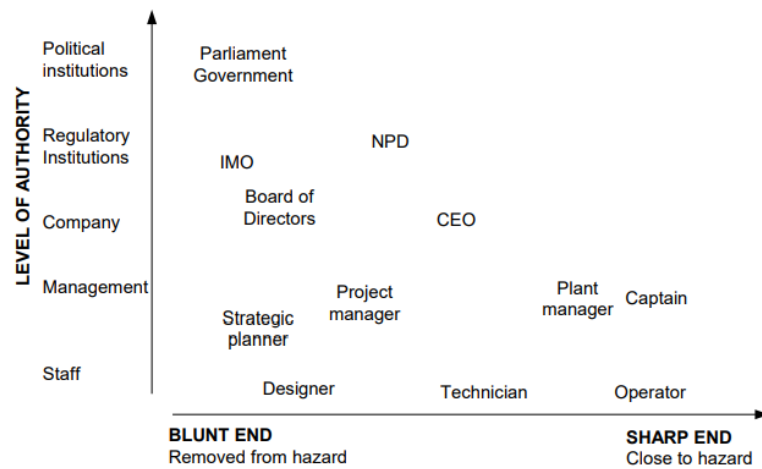
Beslutningsprosesser kan ofte være styrt av flere ulike faktorer (March, 2010). Det anses at rasjonelle avgjørelser danner grunnlaget for beslutninger. Videre baseres beslutninger hovedsakelig på beslutningstakeres oppfatninger, og i all hovedsak er ikke beslutningsprosesser styrt av rasjonelle avgjørelser. March (2010) definerer at rasjonelle avgjørelser gjøres fra en logisk konsekvensrekke. En avgjørelse tas basert på disse fire spørsmålene:

1. Hvilke handlingsalternativer er mulige?
2. Hvilke fremtidige konsekvenser kan hver av handlingsalternativene føre til? Hvor stor sannsynlighet har konsekvensene for å skje for hver handling?
3. Hvor viktige (for beslutningstakere) er konsekvensene knyttet til hvert alternativ?
4. Hvordan skal det velges et alternativ basert på hvor viktige de tilknyttede konsekvensene er?

Avgjørelser i en beslutningsprosess er sterkt påvirket av tilgjengelig informasjon (March, 2010). Denne informasjonen kan ha ulike begrensninger, heriblant; minne, oppmerksomhet, forståelse og kommunikasjon. Fokuset og oppmerksomheten mellom ulike variabler kan variere, ettersom handlinger kan føre til ulike konsekvenser. En annen faktor som påvirker en beslutningsprosess er at de involverte aktørene kan ha et begrenset og variert minne. I tillegg vil hver aktør ha utfordringer med å legge merke til alle problemer som kan oppstå i en organisasjon. Det kan i flere tilfeller være situasjoner hvor aktørene ikke kommuniserer alle hendelser eller utfordringer fra deres ståsted. Dette fører til at det samlede minne til hver beslutningstaker vil være mindre enn minnet til hele organisasjonen.

En annen påvirkningsfaktor i beslutningsprosessen som trekkes fram er kommunikasjon (Allott, 2019). Kommunikasjon omhandler formidling og deling av informasjon. Dette innebærer å dele informasjon, motta den og gi respons. Hendelser kommuniseres i bedrifter, men deres betydning og verdi vil variere (March, 2010). Dermed er det ikke alltid tilfelle at relevant og nødvendig informasjon blir kommunisert. Forståelse og oppfatning av en situasjon er den siste påvirkningsfaktoren som nevnes (March, 2010). I denne sammenhengen anses det at aktørene vektlegger forskjellige hendelser av ulik verdi og betydning. Hendelser og informasjon kan være avhengig av beslutningstakerenes evne til å se sammenhenger og relevans av informasjonen.

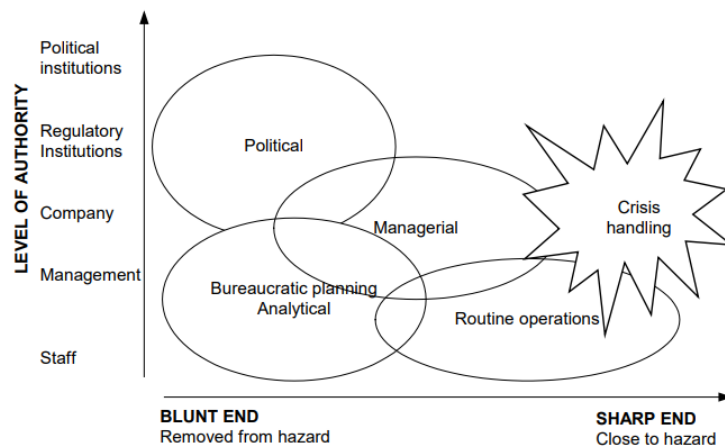
Beslutningstakere innen en organisasjon kan som oftest beskrives gjennom to dimensjoner (Rosness et al., 2010). Disse er nærhet til farekilden og autoritetsnivå til aktøren som tar beslutningen. Beslutningstakere er som oftest de personene som ikke er involvert i den skarpe enden, men som har stor makt i organisasjonen. De er i dette tilfellet høyt på autoritetsnivået men langt fra farekilden, som presenteres i Figur 8.



Figur 8: To dimensjoner i beslutningsprosesser

Kilde: (Rosness et al., 2010)

Miljøet en beslutningstaker utsettes for vil være en påvirkningsfaktor på beslutningen som tas (Rosness et al., 2010). De to største faktorene for dette er nærhet til kilde og autoritetsnivå. Derimot er virkelighetsbilde større og mer komplekst, men denne simplifisering kan benyttes for å se trender om hvordan miljø og ulike faktorer påvirker en beslutningsprosess. I Figur 9 illustreres fem påvirkningsfaktorer på en beslutningstaker.



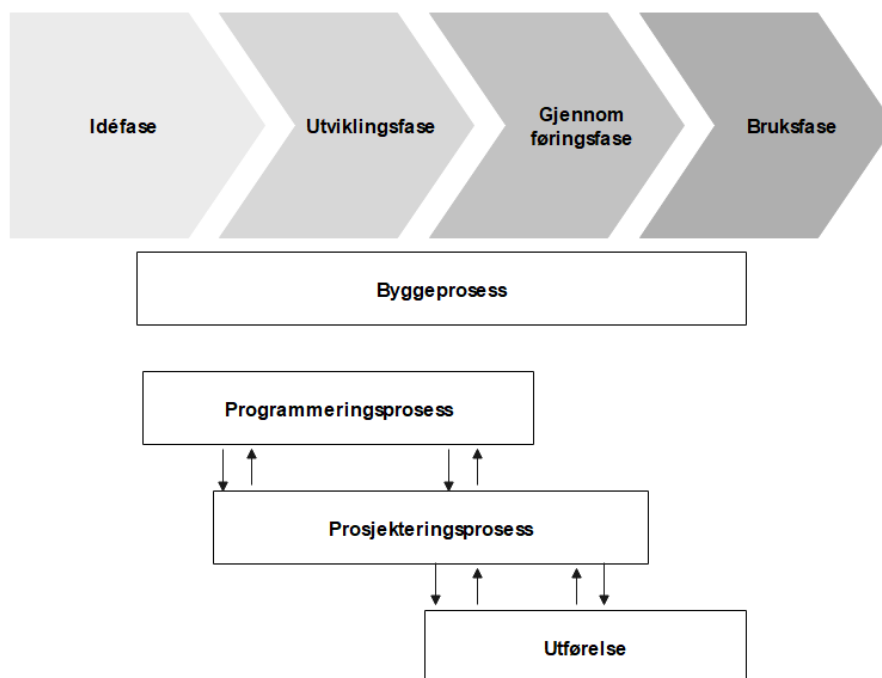
Figur 9: Fem faktorer i beslutningsprosesser

Kilde: (Rosness et al., 2010)

Arbeidstakere i den skarpe enden som har lavt autoritetsnivå, vil ofte være utsatt for mangel på informasjon for å kunne se et helhetlig bilde av situasjonen (Rosness et al., 2010). Arbeidstakere i en slik situasjon bør dermed prøve å opprettholde feilfrie og effektive operasjoner. I tillegg bør arbeidsmengden være på et tolererbart nivå. Med rutinemessig arbeid er det også viktig å betrakte at oppfatning av risiko kan minske over tid, ettersom arbeidstakere blir vant med prosedyren. Det påpekes at disse faktorene er forenklet i stor grad. Både etterlevelse av regler og hvordan problemer håndteres i den skarpe enden varierer mellom organisasjoner.

### 3.7 Byggeprosess

Byggeprosess har flere ulike definisjoner, for denne oppgaven vil det tas utgangspunkt i at en byggeprosess *“omfatter alle prosesser som fører fram til, eller er en forutsetning for det planlagte byggverk”* (Eikeland, 1999). Figur 10 illustrerer kjerneprosesser som oftest blir benyttet i en byggeprosess. En slik inndeling i faser har til hensikt å gi en overordnet og helhetlig oversikt, i tillegg til kontroll over prosjektet på kritiske stadier. Aktivitetene er ledd i produktutvikling og produksjon, der den ferdige konstruksjonen fremstår som et resultat.



Figur 10: Faser i en byggeprosess  
Inspirert av: (Eikeland, 1999)



### **Idéfase**

Idéfasen er den første fasen som gjennomføres i en byggeprosess (Eikeland, 1999). Dette steget legger grunnlaget for prosessen videre og om resultatet av prosjektet blir vellykket. Idéfasen starter med utvikling av forslag rundt hva som kan bygges og hvilke momenter som er nødvendig å ta stilling til (Sivertsen og Surnflødt, 2007). Deretter defineres det satsingsområder og ambisjonsnivå, samt utvikling av strategidokumenter. Idéfasen innebærer med andre ord utvikling av spørsmål knyttet til prosjektets formål, forutsetninger og rammebetingelser (Eikeland, 1999). Disse spørsmålene kan gjerne knyttes til tidsmessige, økonomiske og kvalitetsbaserte rammer.

### **Utviklingsfase**

Utviklingsfase omhandler bestemmelser av fysiske løsninger og kravspesifikasjoner som konkretiseres gjennom prosjekteringsprosessen (Eikeland, 1999). Med andre ord innebærer denne fasen prosjektering av skisse eller forprosjekt. Utviklingsfasen har gitte overordnede rammer for utgangspunkt, mål for prosjektet og evalueringsgrunnlag for løsningene. Evalueringsgrunnlaget kan omhandle kostnader, utførelse og HMS. Involvering og dialog med ulike aktører i denne fasen står sentralt, hvor byggherren og leverandører sammen utvikler prosjektet. Dette fører til redusert grad av misforståelser og utfordringer i gjennomføringsfasen.

### **Gjennomføringsfase**

Gjennomføringsfase, også kalt utførelsesfase, er det tredje steget i en byggeprosess (Eikeland, 1999). Denne fasen omhandler gjennomføring av de planene som har blitt utarbeidet i fase 1 og 2. Prosessen blir endret fra den turbulente idéfasen til en aktivitetsstyrt og lineær prosess i gjennomføringsfasen. Noen sentrale aktiviteter i fasen er materiallogistikk, koordinering på byggeplass og oppfølging av plan.

### **Bruksfase**

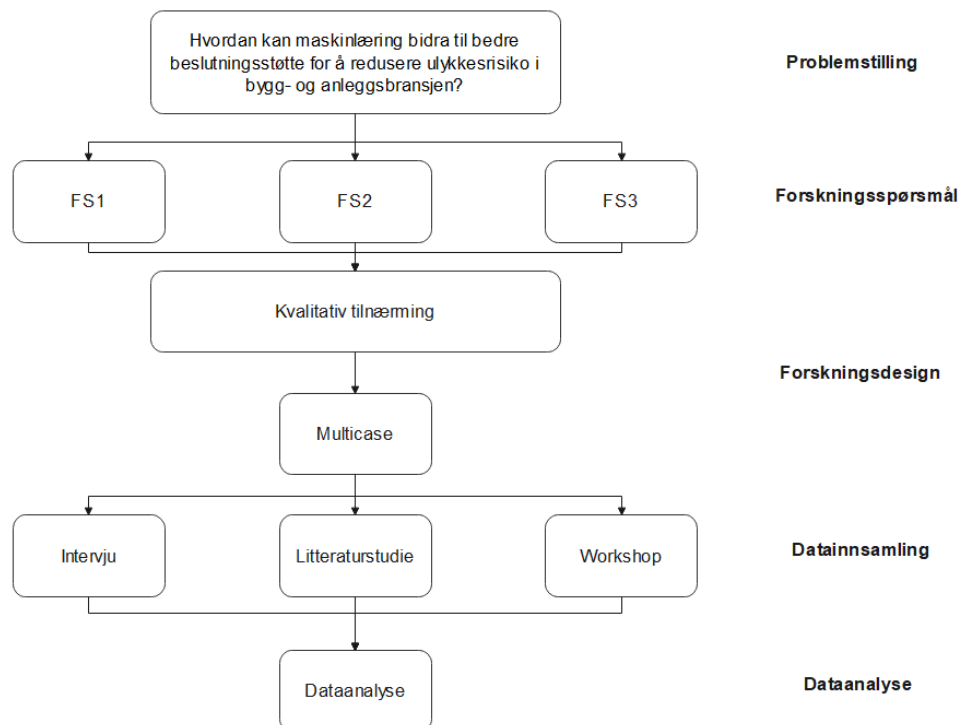
Bruksfase, også kalt driftsfase, har en sentral rolle i en byggeprosess (Eikeland, 1999). Denne fasen blir ofte sett på som selve målet med byggeprosessen, fremfor en fase i en byggeprosess. Dette illustreres i Figur 10. Bruksfasen innebærer avvikling av prosjektorganisasjonen, reklamasjoner og løsninger av gjenværende utfordringer mellom de ulike involverte aktørene. Dette innebærer drift, vedlikehold, garantitid og vanlig drift. Garantitid omhandler den perioden hvor kunden overvåker og følger opp eventuelle mangler og feil, slik at disse blir rettet opp før garantitiden utløper.

## 4 Metode

Dette kapitlet vil beskrive forskningsdesignet, datainnhenting, dataanalyse, samt kvalitetssikring, hvor problemstillingen og forskningsspørsmål står sentralt.

### 4.1 Forskningsdesign

Forskningsdesignet vil fungere som en plan for hvordan problemstilling og forskningsspørsmål skal besvares (Johannessen et al., 2004). Dermed vil det være en struktur for å innsamle, analysere og tolke data, samt å presentere kunnskap om virkeligheten. Denne kan anses som både gyldig og troverdig. For denne masteroppgaven vil forskningsdesignet være en multiple case studie, også kalt multicase studie. En multicase studie omhandler å utføre undersøkelser på tvers av organisasjoner og næringer. Multicase studie benyttes, ettersom den kan gi en dyp forståelse i ett eller flere temaer (Zach, 2006). Det vil dermed være fordelaktig å benytte seg av multicase studie for å sammenligne ML-verktøy og beslutningsprosesser, samt vurdere overførbarhet fra andre næringer til BA-næringen. En visualisering av forskningsdesignet kan sees i Figur 11. Et slikt forskningsdesign har blitt valgt på bakgrunn av forskningsspørsmålene og problemstillingen i masteroppgaven som blant annet har et fokus på hvordan ulike næringer benytter maskinlæring som beslutningsstøtte.

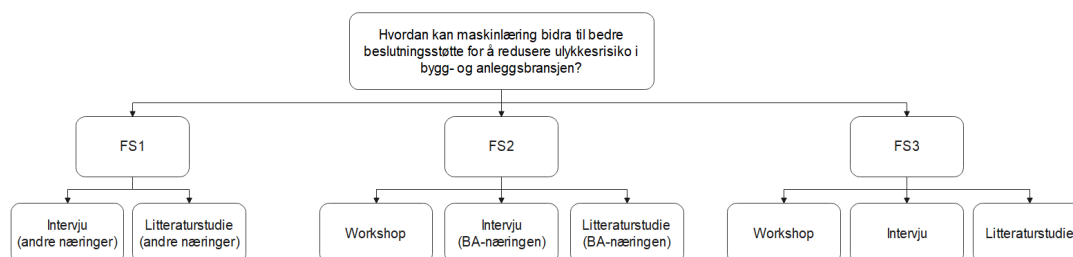


Figur 11: Forskningsdesign

Det benyttes en kvalitativt tilnærming for å utføre oppgaven. Jacobsen (2015) nevner at det er en intensiv studie, hvor det utforskes få enheter i form av ord. På denne måten kan man gå i dybden på et tema, hvor det er lite tilgjengelig informasjon fra før av. Tematikken som utforskes i oppgaven er preget av lite tidligere forskning. Det er gjort litteraturstudier som belyser noen av områdene som skal utforskes i oppgaven li-kevel er det lite eller ingen tilgjengelig informasjon som er direkte tilknyttet oppgavnes problemstilling.

## 4.2 Datainnhenting

I denne masteroppgaven benyttes det flere metoder for datainnhenting som er intervju, litteraturstudie og workshop. Dette gjøres for å kontrollere validiteten og reabiliteten til funn (Jacobsen, 2015). Primærdata i denne oppgaven er hentet gjennom tolv intervju med andre næringer og BA-næringen, samt tre workshops. Primærdata omhandler at forskere innhenter informasjon direkte fra mennesker eller grupper av mennesker (Jacobsen, 2015). Sekundærdata innebærer at forskere baserer sine funn på informasjonen fra tidligere forskning som kan ha andre formål. I denne masteroppgaven er sekundærdata innhentet gjennom litteraturstudie om andre næringer og BA-næringen. Figur 12 illustrerer tre forskningsspørsmål, FS, som ligger til grunn for oppgaven og tilknyttede datainnhentningsmetoder.

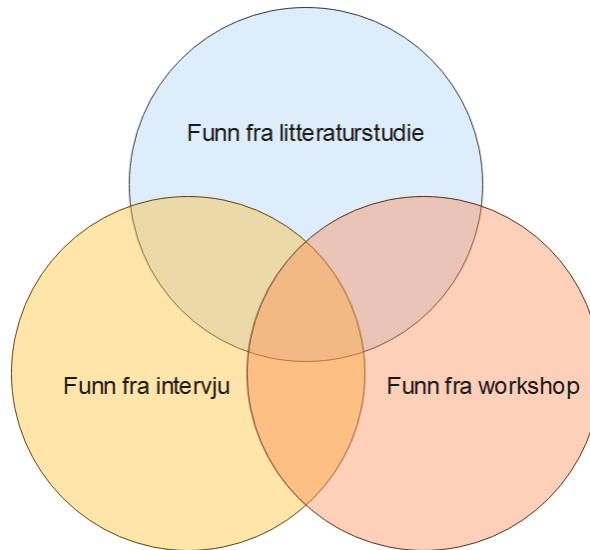


Figur 12: Datainnhentningsmetoder

Gjennom Figur 12 kan en se at i FS1 innsamles det data gjennom intervju og litteraturstudie om andre næringer. Dette gjøres ettersom det første forskningsspørsmålet omhandler beslutningssituasjoner i andre næringer. I FS2 innhentes informasjonen om BA-næringen gjennom intervju, workshop og litteraturstudie, ettersom data om denne næringen står sentralt. I FS3 utforskes det muligheter og utfordringer ved bruk av ML-verktøy. Det benyttes dermed intervju og litteraturstudie både om andre næringer og BA-næringen, samt workshops. Dette gjøres for å få et helhetlig bilde fra alle næringer. Intervju, litteraturstudie og workshops utføres i denne oppgaven som kvalitative metoder. En kvalitativ metode innebærer å samle inn og analysere data som ikke er statistisk fremstilt (Jacobsen, 2015). Det er fordelaktig å benytte kvalitative metoder for å belyse nye temaer, hvor det antas at den som gjennomfører studien ikke kan forutse aktuelle aspekter i forkant. Dette er tilfelle i denne masteroppgaven, ettersom bruk av maskinlæringsverktøy er et lite

utforsket tema i BA-næringen. Kvalitative metoder anses å være detaljerte og subjektive, ettersom funnene beskrives gjennom øynene til den som gjennomfører prosjektet.

Gjennom benyttelse av tre ulike metoder og kombinerer av disse, oppnås det en metodetriangulering. Validiteten og reabiliteten av funnene i masteroppgaven vil dermed kontrolleres (Yin, 2013). Figur 13 illustrerer metodetrianguleringen, hvor det overlappende området er funn som sees på som relevante og troverdige. Disse blir dermed lagt til grunn for fremstilling av resultat og videre diskusjon.

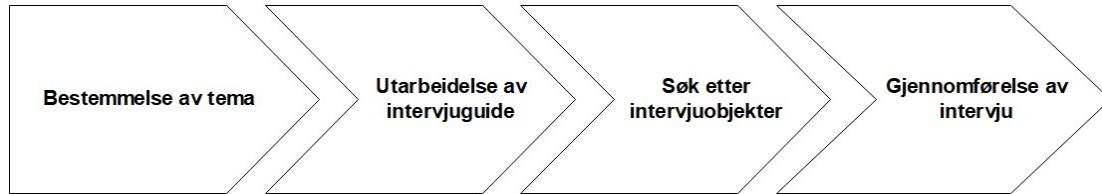


Figur 13: Metodetriangulering

#### 4.2.1 Intervju

En av metodene som benyttes for datainnhenting i oppgaven er intervju. Kvale og Brinkmann (2009) definerer intervju som *“en utveksling av synspunkter mellom to personer i samtale om et tema som opptar dem begge”*. For dette prosjektet utføres det et semistrukturert intervju, hvor det er en intervjuguide som følges delvis (Jacobsen, 2015). Dette gjøres for å gi informantene økt fleksibilitet og frihet til å avgi åpne svar ved intervjuene. I tillegg kan en gå utenfor intervjuguiden og stille oppfølgings spørsmål eller utdype et tema som anses relevant. Målet med intervjuene er å innsamle informasjon om hvordan ulike næringer benytter maskinlæring i praksis, samt deres erfaring med ML-verktøy som beslutningsstøtte.

Forarbeid til intervju startet 18. januar 2022 som resulterte i gjennomføring av intervju, stegene til denne prosessen er illustrert i Figur 14. Disse er valg av tema, utarbeidelse av intervjuguide, søk etter intervjuobjekter og til slutt gjennomføring av intervju.



Figur 14: Datainnhentingsprosessen for intervju

Det første steget i forarbeidet omhandler valg av områder som skal være i fokus under intervju. For denne masteroppgaven er det identifisert tre fokusområder som er maskinlæring, beslutningsprosess og sikkerhet. Disse områdene vil ligge til grunn ved utvikling av intervjuguide videre.

En intervjuguide beskrives som en mal, hvor en deler opp intervjuet i flere hovedområder, hvor hvert område inneholder spørsmål (Kvale og Brinkmann, 2009). En intervjuguide vil dermed være et hjelpemiddel for å både strukturere intervjuet, samt øke graden av oversiktighet. En semistrukturert intervjuguide inneholder hovedspørsmål i tillegg til oppfølgingsspørsmål som kan være hensiktsmessige. For utvikling av intervjuguiden ble det utført flere søk og analyser rundt fokusområdene som har blitt identifisert tidligere. Gjennom en slik forberedende prosess vil en oppnå mer forståelse for tema, i tillegg til mer presise spørsmål til intervjuobjekter (Jacobsen, 2015). Det ble utviklet to ulike intervjuguides som ligger i vedlegg: Vedlegg A og Vedlegg B. Vedlegg A benyttes under intervju med andre næringer. For BA-næringen er intervjuguiden noe annerledes, ettersom det ikke benyttes ML-verktøy i like stor grad som i andre næringer, Vedlegg B.

For søk etter intervjuobjekter ble det anvendt både personlig nettverk og oppsøking av personer i ulike bedrifter. Hovedfokuset lå på å finne personer som har jobberfaring med minst to av feltene; sikkerhet, beslutningsprosesser og maskinlæring. Noen potensielle intervjuobjekter trakk seg, og det var dermed nødvendig å utvide søket for mulige kandidater. Noen av intervjuobjektene som trakk seg ga videre referanser til hvem som kunne kontaktes som hadde erfaring innenfor maskinlæring, sikkerhet og beslutningsprosess. Basert på tilgjengelige ressurser har det blitt gjennomført tolv intervju. Det ble også avdekket en viss teoretisk metning ved gjennomføring av siste intervju. Ifølge Johannesen *et al.* (2004) bør en avslutte prosessen i slike tilfeller. Det ble derfor vurdert at tolv intervjuobjekter er tilstrekkelig for å besvare forskningsspørsmålene.

For denne masteroppgaven ble det gjennomført ni intervjuer med andre næringer og tre intervjuer med BA-næringen. I forkant av hvert intervju ble det sendt et samtykkeskjema Vedlegg D, bakgrunnsinformasjon for oppgaven og intervjuguide. Selve intervjuene ble gjennomført digitalt, hvor det ble benyttet lydopptak. Grunnet digitale intervjuer var rollefordeling en viktig faktor som ble diskutert og bestemt på forhånd. Den ene gruppe-medlemmen var ansvarlig for å stille spørsmål fra intervjuguiden. Den andre personen tok notater og kom med oppfølgingsspørsmål. På denne måten ble det sikret at alle nødven-

dige spørsmål ble stilt, i tillegg til at en kunne utdype relevante områder. I etterkant av hvert intervju var det avholdt et møte mellom gruppe medlemmene, hvor det ble drøftet rundt viktige områder. Deretter ble hvert intervju transkribert og analysert.

#### 4.2.2 Litteraturstudie

En litteraturstudie tar for seg relevant litteratur knyttet opp mot et forskningsspørsmål (Aveyard, 2019). Her tolkes litteraturen i forhold til temaet, og analyserer dette med en systematisk tilnærming. En litteraturstudie kan gi dybde og innsikt for et tema, samt brukes for å støtte opp primærdata. I tillegg er denne metoden fordelaktig å benytte for å oppsummere tilgjengelig forskning for et tema.

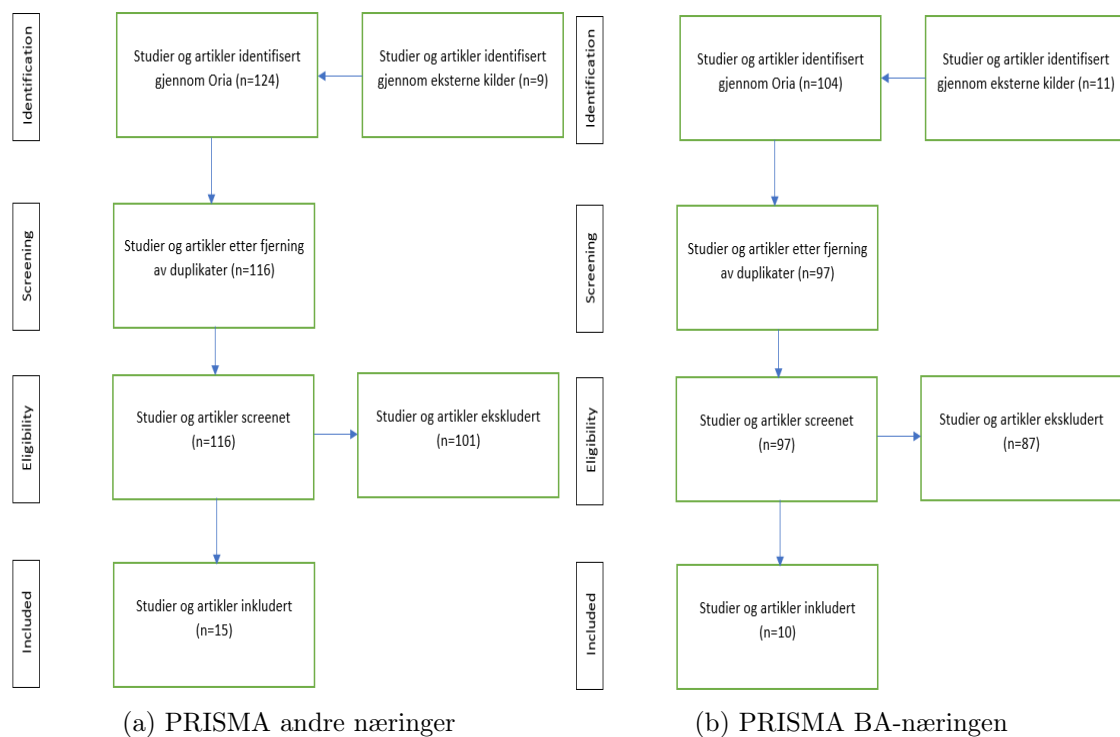
Litteratursøket for oppgaven ble gjennomført i perioden fra 23. februar til og med 5. april. Søkeordene er tilpasset problemstillingen, forskningsspørsmålene og forskningsprosjektet DiSCo. Søkemotorene som ble benyttet for innhenting av relevant litteratur var Oria, Google Scholar og ScienceDirect. Noe av litteraturen ble hentet fra eksterne kilder som har blitt anbefalt og tilsendt fra veileder, intervjuobjekter og partnere i forskningsprosjektet DiSCo. Søkeordene som er benyttet er listet opp i Tabell 1. For å utvide søket for relevant litteratur er det brukt kombinasjoner av disse søkeordene, som vist i kolonnene “Kombinasjon AND” og “Kombinasjon OR”. Det er også utført en avgrensning av litteratur som ikke er relevant for problemstillingen. Dette kan sees i kolonnen “Kombinasjon NOT”. Under litteratursøk om andre næringer ble det i tillegg benyttet søkeord som “oil and gas industri”, “aquaculture” og “maritime”. Disse ble kombinert med søkeordene som er presentert i Tabell 1. For å finne relevant informasjon om BA-næringen ble det benyttet “Construction” i kombinasjon med de presenterte søkeordene. Dette er ikke illustrert i Tabell 1 for å unngå repetisjon og øke graden av oversiktighet.

Tabell 1: Søkeord

Søkeord	Kombinasjon AND	Kombinasjon OR	Kombinasjon NOT
Machine learning	Machine learning AND decision making Machine learning AND decision process Machine learning AND decision Machine learning AND safety Machine learning AND artificial intelligence Machine learning AND AI Machine learning AND prediction	Machine learning OR decision making Machine learning OR decision process Machine learning OR decision Machine learning OR artificial intelligence Machine learning OR AI	Machine learning NOT security
Decision making	Decision making AND safety	Decision making OR safety	
Decision process	Decision process AND safety	Decision process OR safety	
Decision	Decision AND artificial intelligence Decision AND AI	Decision OR safety	
Safety	Decision AND safety		
Artificial intelligence	Artificial intelligence AND safety Artificial intelligence AND prediction	Artificial intelligence OR decision making Artificial intelligence OR decision process Artificial intelligence OR decision Artificial intelligence OR safety	Artificial intelligence NOT security
AI	AI AND safety AI AND prediction	AI OR decision making AI OR decision process AI OR decision AI OR safety	AI NOT security
Prediction			

## PRISMA

“Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses”, PRISMA, er et verktøy som benyttes for å forbedre litteraturstudier (Moher et al., 2009). Verktøyet benytter sjekklister og flytdiagram for å illustrere hvordan litteraturen er utvalgt. De fire fasene i flytdiagrammet er “identification”, “screening”, “eligibility” og “included”. Dette presenteres i Figur 15, hvor det visualiseres hvordan utvalgsprosessen for relevant litteratur gjennomføres for både BA-næringen og andre næringer. Selve litteratursøket kan anses å gjennomføres i første fase “identification”. Videre utelukkes duplikater fra prosessen i “screening”-fasen. Deretter gjøres det en ekskludering av litteratur som ikke anses som relevant for problemstillingen i “eligibility”-fasen. Her vil også omfanget til oppgaven være en relevant faktor. De gjenstående artiklene i “included”-fasen benyttes for videre analyse.



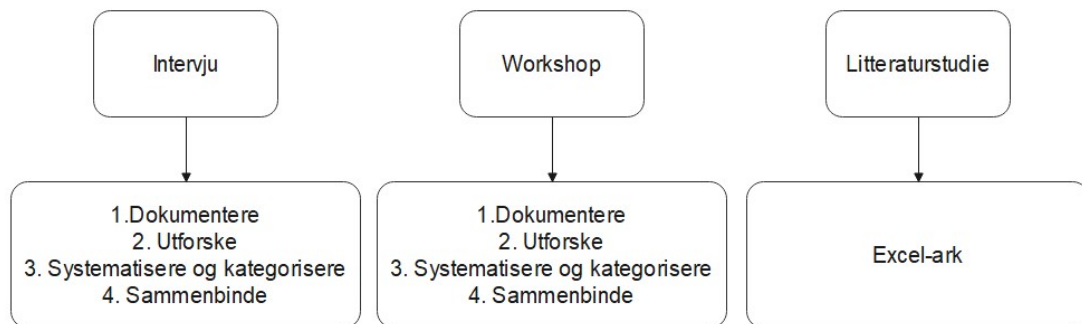
Figur 15: PRISMA

### 4.2.3 Workshop

Forskningsprosjektet DiSCo har gjennom masterperioden hatt tre workshops som mastergruppen har vært en del av. De to første workshopene ble brukt til å danne et grunnlag om forskningsprosjektet, samt en innføring i maskinlæring. Den tredje workshopen ble benyttet til å presentere foreløpige funn fra intervju og litteraturstudie, hvor det deretter var en diskusjon rundt resultatene med deltakere. For denne masteroppgaven er det den tredje workshopen som benyttes som en del av empiri. Under denne workshopen ble det drøftet rundt overførbare ML-verktøy til BA-næringen, samt muligheter og utfordringer som kan oppstå ved implementering. Det ble tatt notater og lydopptak som videre benyttes for transkribering og analyse.

### 4.3 Dataanalyse

For dataanalyse av all innhentet informasjon benyttes det ulike metoder. Det brukes like metoder for dataanalyse av både intervju og workshop. For analyse av litteraturstudie benyttes det et Excel-ark. Dette illustreres i Figur 16.

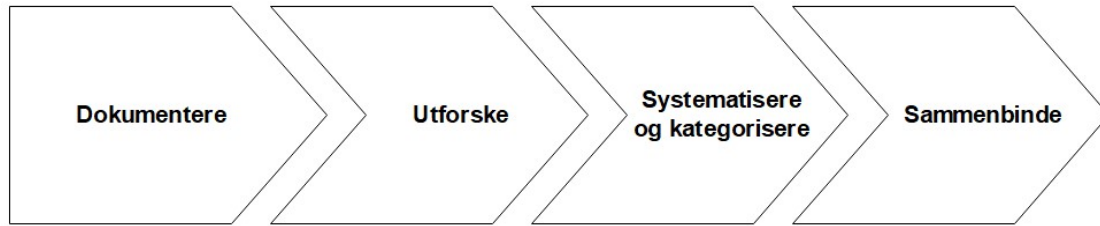


Figur 16: Dataanalyse

#### 4.3.1 Intervju

For denne oppgaven benyttes det en kvalitativ analyse av intervjudata. En slik metode utføres samtidig som datainnsamling, derfor kan dette kalles for en iterativ prosess (Jacobsen, 2015). En slik prosess muliggjør vurdering av innsamlet data og inkludering av nye funn i analysen. Denne metoden kan deles inn i fire steg, som illustreres i Figur 17. **Dokumentere** går ut på å beskrive informasjonen som er samlet gjennom intervjuer. Den andre fasen er **utforske** som omhandler å gå gjennom materialet usystematisk for å finne fremtredende informasjon. Deretter må en avgrense materialet og gruppere de i ulike temaer i fasen **systematisere og kategorisere**. Det siste steget er **sammenbinde** som innebærer å fremheve sammenhenger og kausalitet mellom de ulike grupperingene.





Figur 17: Dataanalyse av intervju

### Dokumentere og utforske

I de to første fasene av analysen benyttes det transkribering. Transkripsjon av intervju er en prosess hvor talespråk gjøres om til skriftspråk (Jacobsen, 2015). Dette innebærer at en skriver ned ord for ord det som intervjuobjektet formidler. Under intervjuene benyttes det lydopptak som videre ligger til grunn for transkripsjon. Det ble besluttet å skrive om til bokmål, i tillegg til å inkludere pauser og andre momenter som var til stede under intervjuet. Pauser og deres “tenkeord” anses som en del av deres refleksjon og graden av forståelse av spørsmålene som stilles. Denne beslutningen fører dermed til økt kvalitet og troverdighet til informasjonen som er i transkriberingsskrivet. Transkripsjonsprosessen utføres mellom intervjuer for å få oversikt over datagrunnlaget for hvert enkelt intervju. I tillegg muliggjør det evaluering av intervjuguiden underveis, samt utføring av nødvendige endringer for å forbedre denne.

### Systematisere og kategorisere

I den tredje fasen systematiseres og kategoriseres det store mengder ustrukturert informasjon (Jacobsen, 2015). Det settes merkelapper på setninger, avsnitt og ord, som videre benyttes for å kode relevant informasjon. Merkelapper i denne masteroppgaven knyttes til hovedområder i intervjuguiden og beslutningsprosess som er: *identifiseringsfase*, *designfase*, *valgfase* og *implementeringsfase*. Dette gjøres for å strukturere relevant informasjon og få oversikt over de ulike prosessene. Hver fase inneholder flere underkategorier, ettersom det er stor åpenhet i kvalitative intervjuer. Flere av underkategoriene ble slått sammen etter endt koding.

### Sammenbinde

Den siste fasen i analysen er å prioritere de mest nødvendige og relevante kategoriene, samt finne kausalitet mellom disse (Jacobsen, 2015). For denne masteroppgaven var det flere av intervjuobjektene som påpekte de samme områdene, noe som ble identifisert i dette steget. I tillegg ble det avdekket flere faktorer som henger sammen og påvirker hverandre. Dette er noe som benyttes videre til diskusjon i oppgaven.

### 4.3.2 Litteraturstudie

For gjennomgang av innhentet litteratur benyttes det en innholdsanalyse som presenteres gjennom et Excel-ark. En innholdsanalyse innebærer objektiv, systematisk og kvantitativ analyse av innholdet (Jacobsen, 2015). En slik framstilling velges for å avdekke sammenhenger og viktige aspekter, samt øke graden av oversiktighet. På denne måten kan det kontrolleres over hvilke moment fra intervju og workshops som kan knytte opp mot, eller motsi litteraturen som finnes på området. Dette bidrar også til å støtte opp argumentasjonsrekken til diskusjonskapitlet. Excel-arket kan sees i Figur 18 som er et utklipp av litteraturgjennomgangen. Komplette litteraturgjennomgangen er i Vedlegg C. I Figur 18 presenteres nummerering av litteraturen i første kolonne og deretter referanse, omhandling i form av stikkord, konklusjoner som er funnet i rapporten, og linken til artikkelen. På denne måten er det enkelt å sjekke litteratur via Excel-arket, eventuelt se over litteraturen ved behov.

No.	Komplett referanse	Omhandling - Stikkord	Konklusjoner	link
1	Abbasi Jahromi, H. og Aghakarimi, M. (2021), 'Safety performance prediction and modification strategies for construction projects via machine learning techniques', Engineering, Construction and Architectural Management.	Forutsende sikkerhetsindikatorer og tiltaksstrategier for bygg og anleggsnæringen ved hjelp av maskinlæringsteknikker	I artikkelen anvendes det ML og "fuzzy logic" for å finne strategier for å forbedre sikkerhet i BA. Det vises fra funn at noen strategier utmerket seg for sikkerhetsprestasjoner; sikkerhetsansatte, trening, etterlevelse av regler og engasjement fra ledelsen.	<a href="https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/ECAM-04-2021-0303/full/pdf?title=safety-performance-prediction-and-modification-strategies-for-construction-projects-via-machine-learning-techniques">https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/ECAM-04-2021-0303/full/pdf?title=safety-performance-prediction-and-modification-strategies-for-construction-projects-via-machine-learning-techniques</a>
2	Tixier, A. J.-P., Hollowell, M. R., Rajagopalan, B. og Bowman, D. (2016), 'Application of machine learning to construction injury prediction', Automation in construction 69, 102–114.99	Maskinlæring for predikering av ulykker i bygg- og anleggsbransjen.	Maskinlæring er lite brukt når det gjelder sikkerhetsfeltet innen bygg- og anleggsnæringen. I denne artikkelen utforsker de bruken av to ML modeller med et datasett som omhandler forskjellige sikkerhetsaspekter. Anvendelsen av ML ga klare indikasjoner på at ulykker i bransjen skjer med underliggende forutsetninger og trender som kan avdekkes og elimineres med stort nok data sett.	<a href="https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0926580516300966?token=7EB7126620A9211DDC3BD2C335BF00DC4B99107ADCE3567AF669484114E1EC28FFR27B238380308D8ED2A20E40026EB&amp;originRegion=eu-west-1&amp;originCreation=20220131220714">https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0926580516300966?token=7EB7126620A9211DDC3BD2C335BF00DC4B99107ADCE3567AF669484114E1EC28FFR27B238380308D8ED2A20E40026EB&amp;originRegion=eu-west-1&amp;originCreation=20220131220714</a>
3	Ma, G., Wu, Z., Jia, J. og Shang, S. (2021), 'Safety risk factors comprehensive analysis for construction project: Combined cascading effect and machine learning approach', Safety science 143, 105410.	Avdekking av risikofaktorer i byggeprosjekt ved hjelp av maskinlæring	Siden BA-næringen er veldig dynamisk, vil også risiko faktorer til ledelsen i et byggeprosjekt være påvirket av subjektivitet og lokalitet. Dermed vil innhentning av viktig informasjon være veldig utfordrende, spesielt for å få heterogen data. Verktøyet prøver å analysere ulykke med den tilgjengelige brukbare informasjon som finnes	<a href="https://hbsys.almamimo.hosted.exlibrisgroup.com/prime-explore/fulldisplay?docid=TN_cdi_proquest_journals_2587202816&amp;context=PC&amp;vid=NTNU_LIB&amp;lang=no_NO&amp;search_scope=default_scope&amp;adaptor=primo_central_mml_title_fe&amp;tab=default_tab&amp;query=any,contains,Safety%2">https://hbsys.almamimo.hosted.exlibrisgroup.com/prime-explore/fulldisplay?docid=TN_cdi_proquest_journals_2587202816&amp;context=PC&amp;vid=NTNU_LIB&amp;lang=no_NO&amp;search_scope=default_scope&amp;adaptor=primo_central_mml_title_fe&amp;tab=default_tab&amp;query=any,contains,Safety%2</a>

Figur 18: Utklipp av litteraturgjennomgang

### 4.3.3 Workshop

For analyse av workshop ble det benyttet en lignende metode som for analyse av intervju. For å unngå repetisjon vil denne delen være kortfattet. For analyse av workshop ble det benyttet transkribering, kategorisering og sammenbinding. Det første steget var å transkribere lydopptaket som ble tatt under hele workshopen. Deretter ble denne dataen kategorisert etter temaer; ML-verktøy, påvirkningsfaktorer, effekter, samt muligheter og utfordringer. I tillegg ble det avdekket sammenhenger mellom de ulike temaene og utsagnene til deltakere. Det ble, eksempelvis, identifisert flere overlapp med tanke på overførbarhet til BA-næringen.

## 4.4 Kvalitetssikring

Ved benyttelse av kvalitative metoder bør kvalitetssikring være et av fokusområdene. Kvalitetssikring for denne oppgaven vil beskrives gjennom validitet, reliabilitet, feilkilder og etiske avveininger.

### 4.4.1 Validitet og reliabilitet

Validitet og reliabilitet er to begreper innen kvalitetssikring av denne masteroppgaven. Disse vurderes for å kontrollere kvaliteten på funn, samt avdekke mulige feilkilder. Validitet er et begrep som omhandler gyldighet eller relevans til en undersøkelse eller et prosjekt (Jacobsen, 2015). Gyldigheten kan deles inn i to typer: intern og ekstern validitet. Intern validitet innebærer graden av gyldighet til funn i forhold til problemstillingen for prosjektet eller oppgaven. For å undersøke den interne validiteten sees det på om funn kan benyttes for å besvare problemstillingen. I denne masteroppgaven vil den interne validiteten være forholdsvis høy. Grunnet tilpasset intervjuguide og litteratursøk, samt forskningsspørsmål som benyttes for å besvare problemstillingen. Ekstern validitet omhandler graden av gyldighet av oppgavens resultater i forhold til funn i andre prosjekter og annen forskning (Jacobsen, 2015). For denne oppgaven benyttes det kvalitative metoder, i form av litteraturstudie, intervju og workshops, noe som medfører at det ikke er mulig å generalisere funn. Dette fører til at den eksterne validiteten i denne oppgaven er forholdsvis lav.

Reliabilitet er et annet viktig begrep for å kontrollere kvalitet. Reliabilitet innebærer pålitelighet ved et prosjekt (Jacobsen, 2015). Denne påliteligheten kan deles inn i to områder: intern og ekstern reliabilitet. Intern reliabilitet omhandler at annen forskning og andre prosjekter konkluderer med samme resultater og observasjon som i denne masteroppgaven. Dette er noe utfordrende å sjekke for dette prosjektet, ettersom det er ny problemstilling som er lite utforsket. Likevel har det vært utført søk etter lignende prosjekter i andre land. Det kan sees noen likheter mellom funn i denne masteroppgaven og andre studier. Den eksterne reliabiliteten omhandler muligheten andre forskningsprosjekter har for å oppnå de samme resultatene ved å gjennomføre studiet på nytt. Det er noe som vil være mulig ved å benytte metodekapitlet og referansene for denne oppgaven. Den interne og eksterne reliabiliteten vurderes dermed til å være høy.

### 4.4.2 Feilkilder

I denne masteroppgaven kan det være flere feilkilder til stede. For både datainnsamling og dataanalyse ble det benyttet kvalitative metoder. Dette innebærer høy grad av fortolkning og subjektivitet. Under intervju og workshops og litteraturgjennomgang kan det ha oppstått misforståelser og ulik tolkning. Gjennom intervju kan intervjuobjekter ha misforstått spørsmål som ble stilt. I tillegg kan det ha oppstått feiltolkninger under analyse av transkribering av intervju og workshops. Under litteraturstudien kan innsamlet informasjon ha blitt tolket på en annen måte enn det forskere opprinnelig mente. Med tanke på forskningsspørsmålene for denne oppgaven har det blitt gjort avgrens-

ninger under litteratursøket. Det kan dermed være at relevante artikler og studier ble oversett. Disse feilkildene som er til stede kan påvirke funn som ligger til grunn for denne masteroppgaven.

#### **4.4.3 Ethiske avveininger**

I forbindelse med intervjuprosessen etterfølges det retningslinjene fra Norsk Samfunnsvitenskapelig Datatjeneste (NSD) om behandling av personopplysninger. Dette gjøres på bakgrunn av juridiske retningslinjer, og for å sikre intervjuobjektene sitt privatliv. Det er i forbindelse med hvert intervju tilsendt et informasjonsskriv hvor rettigheter til intervjuobjektet presenteres. Det er i tillegg påpekt i starten av hvert intervju. Intervjuobjektet har rett til å lese over før innlevering, og mulighet til å trekke seg når de selv vil, uten begrunnelse. I tillegg er temaer som kjønn, religion, etnisitet, politiske syn eller helseopplysninger ikke utforsket, ettersom det ikke er relevant for oppgavens tema. Det er videre godkjent av intervjuobjektene at både navn på organisasjon og de presenterte ML-verktøyene kan brukes i oppgaven. Hvor informanter ikke ville at organisasjonen skal være navngitt er det anonymisert.

## 5 Litteraturgjennomgang

Denne litteraturgjennomgangen utforsker 25 artikler om bruk av digital teknologi, deriblant maskinlæring i ulike næringer. Artiklene presenterer ulike digitale verktøy, bruk av ML i beslutningsprosess, påvirkningen som digital teknologi har, samt muligheter og utfordringer for organisasjoner. Dette kapitlet grupperes inn i to deler: maskinlæring i andre næringer enn BA-næringen og maskinlæring i BA-næringen. Disse artiklene vil ligge til grunn for videre diskusjon rundt påvirkningen som maskinlæring har på beslutningsprosessen i ulike bransjer, samt drøfting av muligheter og utfordringer. Ulike verktøy som presenteres benytter flere digitale teknologier, deriblant ML. For å forenkle begrepsbruken vil alle disse verktøyene, modellene og systemene kalles for ML-verktøy.

### 5.1 Maskinlæring i andre næringer

Det er en økende trafikkutvikling i dag, hvor trafikksikkerhet har et stort fokus. Tian *et al.* (2019) presenterer en rapport om motorveitunnel, hvor en kan bruke AI, deriblant maskinlæring, for å forbedre trafikksikkerheten. I rapporten analyseres det ulykker på motorveier og i tunneler. Det presenteres videre ulike løsninger, hvor en benytter sann-tidsstyring i tunnel ved hjelp av maskinlæring. Tian *et al.* (2019) nevner at ved hjelp av Artificial intelligence (AI) vil en være i stand til å benytte all innsamlet informasjon om trafikkflyt, reflektere denne informasjonen korrekt og redusere tiden på prediksjon. Det konkluderes med at ved hjelp av AI vil en oppnå bedre overvåking, respons og sikkerhet i tunneler. Dette innebærer at beslutningsprosessen vil effektiviseres og forbedres.

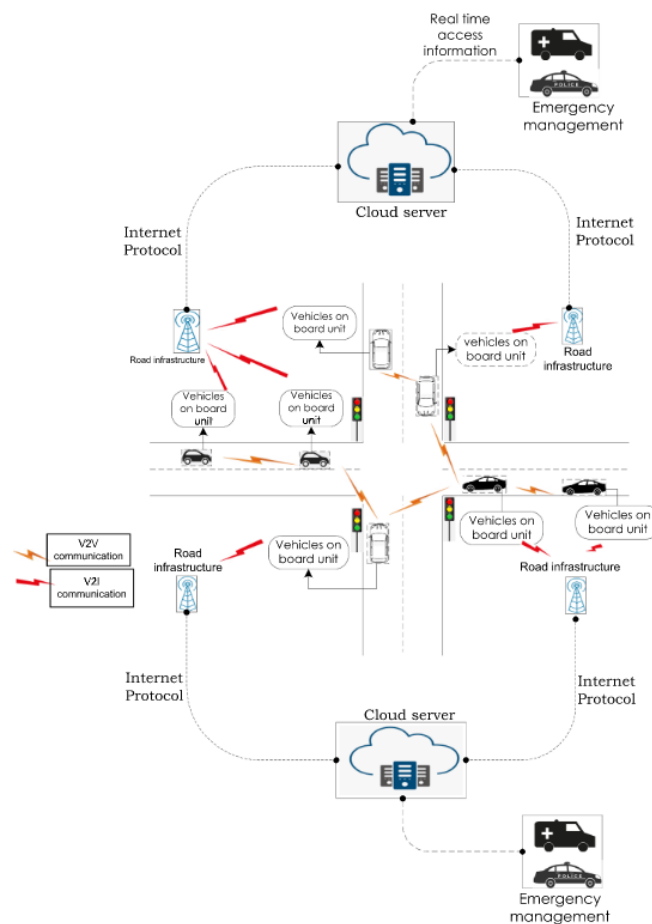
Yu og Zhou (2019) har ved hjelp av maskinlæring funnet de største konfliktpunktene i trafikken i Kina. De to vanligste kategoriene, hvor det kan oppstå konflikter er mellom fotgjengere og ikke-motoriserte kjøretøy, samt høyresvingende motoriserte kjøretøy. Ved bruk av ML-verktøy har det blitt identifisert hvilke faktorer som påvirker ulykkerisiko i størst grad. På bakgrunn av funnene kan man videre gjøre endringer og sette inn tiltak for å redusere risiko i kryss. Her vil ML-verktøyet i praksis være en beslutningsstøtte for nye løsninger og design i kryss.

Peng *et al.* (2019) har gjennomført en omfattende analyse av sikkerhetsstyring i laboratorier ved hjelp av ML-verktøy. Forskjellige verdier ble tillagt kriterier og en sikkerhets-sjekkliste ble utviklet for å avgjøre poengsum. Samtidig ble det gitt anbefalinger til forbedringer på områder hvor det kunne iverksettes. Det ble konkludert med at evalueringen som ble gjennomført var mer pålitelig, intuitiv og treffsikker sammenlignet med tradisjonelle tilnærminger. Det er derfor et godt grunnlag for bruk av maskinlæring og videre utvikling.

Loftus *et al.* (2020) sin rapport omhandler hvordan ML kan påvirke sikkerheten til pasienter og bidra til bedre beslutningsstøtte. Det trekkes fram at områder som kontinuerlig overvåking av høyrisikopasienter, raskere responsteam og beslutningsstøtte-systemer basert på ML, legger til rette for tidlig identifisering av risiko, samt bedre håndtering av pasienter. Det konkluderes med at helsesektoren bør fortsette med implementering av

ML, ettersom det kan føre til bedre og raskere beslutninger. I tillegg til å forbedre pasientens opplevelse og øke deres sikkerhet.

Singh *et al.* (2021) utførte et prosjekt som analyserte et ML-verktøy, “Road Predict”, for prediksjon av uønskede hendelser i trafikk og risikoreduksjon på veien. Denne er presentert i Figur 19. Maskinlæring muliggjør overvåking og kommunikasjon mellom flere områder i trafikken i sanntid. Innsamlet data kommuniseres til nødetatene som tar beslutninger basert på denne informasjonen. Singh *et al.* (2021) skriver at ML i dette tilfelle er en beslutningsstøtte som både effektiviserer beredskapen og reduserer sannsynlighet til, og konsekvens av trafikkkulykker. Det nevnes at maskinlæring benyttes for både innsamling og analyse av trafikkdata. Dette innebærer at en del manuelt arbeid blir automatisert, noe som kan være med på å forenkle beslutningsprosessen.



Figur 19: ML-verktøy for prediksjon og risikoreduksjon

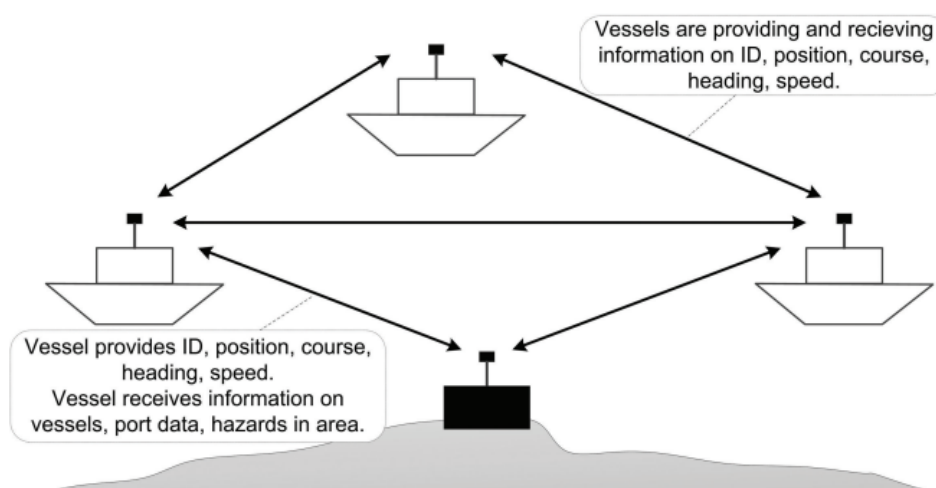
Kilde: (Singh et al., 2021)

I denne studien foreslår Li *et al.* (2020) en tilnærming for effektivisering av evalueringer rundt alvorlighetsgraden av flyising (oppbygging av is på utsatte områder av flyets overflate) basert på en ML-modell, XGBoost. Dette maskinlæringsverktøyet predikerer områder for ising, maksimal istykkelse og isgrad. Det presenteres i studien at ML-verktøyet er effektivt, nøyaktig og behøver få ressurser for å benyttes. Li *et al.* (2020) nevner at ML-verktøyet er et bedre alternativ enn dagens løsning, ettersom prediksjonen er mer nøyaktig og har høyere rekkevidde. Dette innebærer at XGBoost vil også øke flysikkerheten ytterligere, og være en god beslutningsstøtte. Det trekkes fram at langsiktig bruk og videre utvikling av verktøyet kan føre til ML-verktøyet blir et godt hjelpemiddel for piloten med å bestemme alvorlighetsgraden av is-forhold i sanntid.

I olje- og gasssektoren benyttes det i dag stor mengde av AI-løsninger som skal øke både effektiviteten og sikkerheten i organisasjoner. Choubey og Karmakar (2021) studerer ulike AI-løsninger som beslutningsstøtte. Det presenteres et rammeverk for å velge relevante teknologier som kan effektivisere innhenting av data fra store dataregistre. Det trekkes fram flere områder innen olje- og gasssektoren, hvor AI kan være fordelaktig. Disse er blant annet produksjon, boring og transport av masser gjennom rør. I det første området benyttes AI for prediksjon av produksjon med høy nøyaktighet. I boring presenteres det at AI, deriblant maskinlæring, kan benyttes for å identifisere brønnboringsoperasjonen og evaluere kostandeffektiviteten. Ved det tredje området, transport av masser gjennom rør, kan det enkelt oppstå slitasje, noe som påvirker vedlikehold og kostnader negativt. Ved kombinasjon av ML og statistisk analyse kan en identifisere strømming og deretter predikere permeabilitet (evnen materialet har til å transportere væske) i hver strøm. Dette innebærer at ML kan bidra til mindre slitasje, samt effektiv og sikker drift. Choubey og Karmakar (2021) konkluderer med at ML-verktøyet har vært vellykket så langt likevel er det flere aspekter som bør studeres. Det trekkes fram at man kan øke bedriftsverdi i olje- og gasssektoren ved å innse viktigheten av uutnyttet data og iverksette flere teknologiske løsninger for å benytte mer data.

Den store økningen av urbanisering i verden medfører større bruk av motoriserte kjøretøy flere steder ifølge Fan *et al.* (2019). “Black spots” er områder hvor trafikkulykker oppstår i både tid og rom. I senere år har trafikkdata også inkludert elementer som veier, kjøretøy, personer og andre miljøpåvirkninger. Ved hjelp av maskinlæring har Fan *et al.* (2019) utviklet et grunnlag for “black spots”-identifikasjon som tar rede for alle disse faktorene. Dette ble gjort ved bruk av Deep Neural Network (DNN). Som en følge ble treffsikkerheten økt betraktelig, i tillegg til at ML-modellen gjennom dette arbeidet ble utviklet til et mer dynamisk og adaptivt verktøy som ivaretar betraktninger som tidligere har vært ignorert. Ved bruk av modellen mener Fan *et al.* (2019) at treffsikkerheten vil øke over tid. Dette innebærer bedre prediksjon og beslutningsgrunnlag, som kan forbedre sikkerheten.

Obradović *et al.* (2014) studerer anomalideteksjon (avdekking av datapunkter, observasjoner eller hendelser som ikke samsvarer med en normalsituasjon) i det maritime fagfeltet. Det trekkes fram at anomalideteksjon har utfordringer med å finne mønstre i data som ikke samsvarer med forventet atferd. Denne rapporten presenterer flere ML-teknikker som kan benyttes for å oppdage anomalier i det maritime fagfeltet. Et maskinlæringsbasert verktøy som nevnes er AIS-data (automatisk identifikasjons system, et antikollisjonshjelpemiddel) kombinert med data fra andre kilder. Denne visualiseres i Figur 20. Obradović *et al.* (2014) nevner at ML-teknikken kan benyttes for å identifisere uregelmessig oppførsel, som avvik fra standardruter eller en uventet havneankomst. Det poengteres at ML-verktøyet ikke kan være en beslutning i seg selv, men en beslutningsstøtte. Det kreves oppmerksomhet fra operatøren som skal ta en beslutning basert på informasjonen fra ML. Det konkluderes med at anvendelse av ML i anomalideteksjon er et område som kan føre til økt sikkerhet til sjøs.



Figur 20: Framstilling av AIS-system

Kilde: (Obradović *et al.*, 2014)

Maskinlæring har allerede forandret flere fagdisipliner og industrier. Xu og Saleh (2021) mener at fremover vil flere områder dra nytte av denne endringen. For pålitelighetsteknikker og sikkerhetsapplikasjoner av ML, er det stor mengde tilgjengelig informasjon. Likevel kan det være vanskeligheter knyttet til effektiv innsamling av denne. Xu og Saleh (2021) har samlet inn informasjonen om pålitelighetsteknikker og sikkerhetsapplikasjoner, hvor de studerer statusen nå, samt hvilke muligheter som finnes videre. Det blir nevnt at både treffsikkerhet og innsikten vil øke sammenlignet med tradisjonelle tilnærminger og analyser. Som en følge av dette vil beslutningstaking bli utført med bedre informasjonsgrunnlag og vil effektivisere ulykkesforebygging. Det påpekes at ML for pålitelighetsteknikker og sikkerhetsapplikasjoner er binært. I denne artikkelen utforskes ML kun i forhold til de



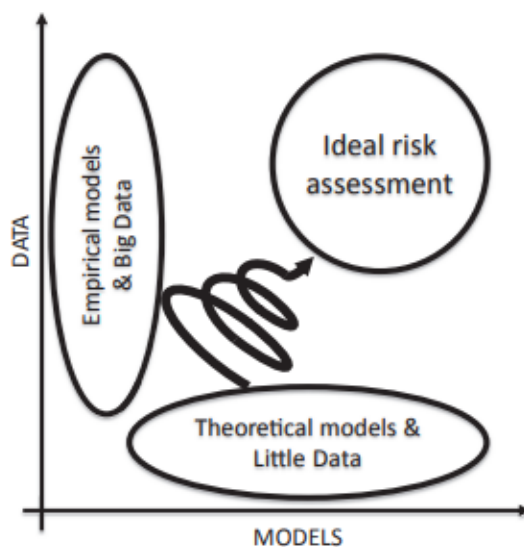
to fagdisiplinene. I tillegg er det mulig å benytte pålitelighetsteknikker og sikkerhetsapplikasjoner for å vurdere ML-verktøyet. Det understrekes dermed viktigheten av videre forskning, hvor en kan se temaet fra andre vinkler.

Sikkerhet på jernbanestasjoner er i hovedfokus ved design av struktur, likevel er det flere ulykker som oppstår. Alawad *et al.* (2019) ser på disse ulykkene, og anvender ML for analyse. Det blir dermed skapt et større beslutningsgrunnlag for å forbedre sikkerhetssystemene på jernbanestasjoner. Blant annet brukes det Decision Tree (DT) for å klassifisere hendelsene. Det utføres en casestudie, hvor fokuset er på dødsulykker på jernbanestasjoner. Datasettet som brukes i dette tilfelle er relativt lite, og det påpekes at treffsikkerheten og validiteten ville økt betraktelig med større datasett. På grunn av begrenset datamengde vil ikke alle prediksjoner og trender komme fram i analysen. Det er dermed nødvendig med en dypere analyse av temaet. Sanntidsrisikoevalueringer kan muliggjøres ved bruk av ML, her igjen er det behov for mer forskning. Alawad *et al.* (2019) mener at hovedpunktet som tas fram i rapporten er de mangfoldige applikasjonene ML kan brukes til. Rapporten kan legge et grunnlag for både idékonsepter og videre forskning om jernbanestasjoner og bruk av maskinlæring.

Økende bruk av maskinlæring i sosio-tekniske systemer krever et økt fokus på sikkerhet rundt anvendelse av ML-verktøy (Varshney og Alemzadeh, 2017). I rapporten nevnes det at definisjonen av sikkerhet ikke har tatt maskinlæring i betraktning. Dermed defineres sikkerhetsbegrepet opp mot epistemisk usikkerhet for risiko, samt konsekvensgraden. Funnene i rapporten benyttes dermed til å undersøke sikkerhet i applikasjoner som cyberfysiske systemer, beslutningsvitenskap og ulike dataprodukt. Ifølge Varshney og Alemzadeh (2017) er epistemisk usikkerhet en økende og bekymringsverdig trend i flere systemer som anvender ML. Sikkerheten bør vurderes i denne konteksten ved benyttelse av slike systemer. Rapporten legger fram potensielle strategier for å motvirke at disse usikkerhetene og risikoene oppstår. Deriblant inkluderes tiltak som; iboende sikkerhet innebygd i designet av ML, usikkerhetesreserver, og “safe fail”.

Sattari *et al.* (2021) utforsker bruken av Bayesian network for å finne risikomomenter i olje- og gasssektoren. Det anvendes to ulike Bayesian networks, i tillegg til en klyngeanalyse for videre validering av funnene. Resultatene fra disse metodene ble identiske, hvor spesielt to av elementene fremsto som store risikoer. Disse elementene er ressursintegritet og pålitelighet, samt ledelsens oppmerksomhet og kontinuerlig forbedring. Disse to områdene forårsaket 67% av alle ulykker som oppstod. Funnene viser stor treffsikkerhet på datasettet, selv om kunnskap om datasettet er begrenset. Dette innebærer at metodikken kan gjenskapes og kan ha flere anvendelsesområder i ulike felt.

Paltrinieri *et al.* (2019) studerer sammenhengen mellom maskinlæring og risikovurderinger. I dette tilfelle er det utviklet en DNN-modell som tar utgangspunkt i endringer i systemforhold. Ved større bruk av IoT og sanntidsstyring ved arbeidsplasser, kan slike løsninger implementeres. Man kan muliggjøre kontinuerlige risikovurderinger ved hjelp av ML. Det er mulig å prosessere store mengder informasjon, hvor man får opp alle avvik, som gjenkjennes av ML på bakgrunn av tidligere erfaringer. Det foreslås i rapporten å gruppere stordata og empiriske modeller opp mot teoretiske modeller og smådata som grunnlag for evalueringen, som gjøres av ML-modellen. Dette visualiseres i Figur 21.



Figur 21: Tilnærming for DNN-modell

Kilde: (Paltrinieri et al., 2019)

## 5.2 Maskinlæring i BA-næring

Zhu *et al.* (2021) utførte en studie som studerer hvordan maskinlæring kan benyttes i konstruksjonsulykker i Kina. Dette ML-verktøyet, AutoML, benyttes både til å samle inn relevant informasjon og prediksjon av risikograd ved arbeid. Relevant informasjon som samles inn blir sortert og kategorisert av selve maskinen i ulike områder, deriblant, “type ulykke”, “ulykkesrapportering” og sikkerhetsopplæring”. Deretter predikerer ML-verktøyet risikonivået ved en aktivitet som planlegges å utføres. Det trekkes fram at identifikasjon av de ulike faktorene og risikonivået vil være en beslutningsstøtte for involverte aktører om innføring av forebyggende tiltak. Det nevnes i tillegg at beslutningstakere kan fordele økonomiske ressurser mer målrettet. Eksempelvis, kan en gi mer økonomisk støtte til relevante sikkerhetskurs, som ifølge Zhu *et al.* (2021) vil redusere sannsynligheten for alvorlige ulykker. I resultatet fra studien presenteres det ti regler for vurdering av ulykkeskonsekvenser. Basert på disse reglene kan de ulike avdelingene oppnå dyna-

misk vurdering av risiko for å redusere alvorlighetsgrad av hendelser. Det konkluderes med at ML-verktøyet vil være en viktig beslutningsstøtte for aktører. Ved bruk av dette verktøyet vil en effektivisere beslutningsprosessen og innføring av tiltak, som vil føre til reduksjon av risikonivået.

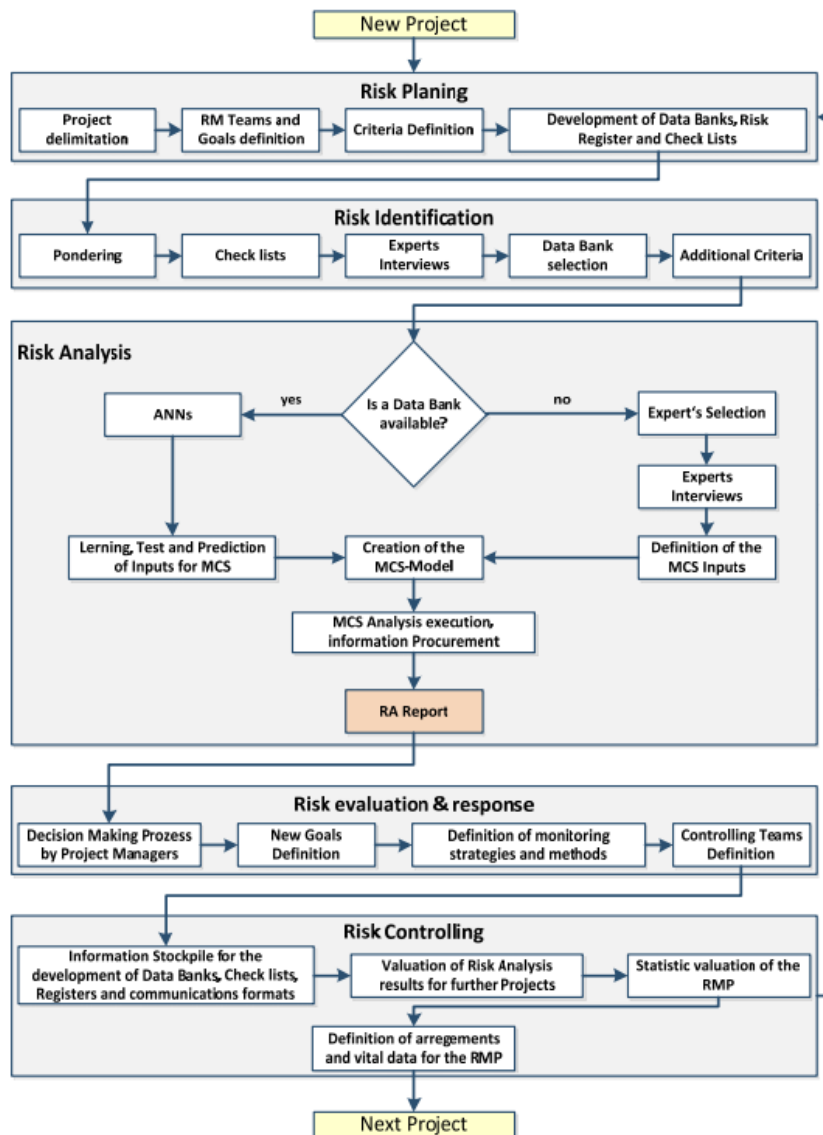
AI, deriblant maskinlæring, har over lenger tid fått mer fokus og spiller en sentral rolle i prosessen med å gjøre BA-næringen “smart”. Xu *et al.* (2021) har analysert anvendelse av maskinlæring i konstruksjon og funnet muligheter for bruk av ML. Blant disse er steds- overvåking, automatisk deteksjon og intelligent vedlikehold. Det nevnes likevel at det er flere utfordringer knyttet til ML i bygg- og anleggsnæringen. Disse utfordringene knyttes gjerne opp til implementering av ML som vanskeligheter rundt innsamling av relevant data, spesielt når det er et dynamisk og komplekst byggeplassmiljø. Rapporten avslutter med å presentere noen anbefalinger for å løse ulike utfordringer. En av disse er at flere team i fellesskap etablerer en komplett database med kommentarer som ML kan benytte. Det påpekes også at man bør ha en dypere forståelse av maskinlæringsalgoritmene og kombinere den med kunnskapen man har rundt konstruksjon.

BA-næringen er en av næringene som er mest utsatt for ulykker. I utviklede land er 25-50% av dødsulykker i arbeidslivet knyttet opp mot BA-næringen (Abbasianjahromi og Aghakarimi, 2021). Det påløper også store kostnader når en ulykke oppstår. Abbasianjahromi og Aghakarimi (2021) forsøker å lage en “Safety performance prediction model” som kan hjelpe å øke sikkerheten i BA-prosjekter. Bruk av en DT-algoritme viste at spesialisert sikkerhetsopplæring for arbeidere bidrar stort. Opplæring, etterlevelse av regler, engasjement fra ledelse var noen av nøkkelkriteriene for å få treffsikre prediksjoner av sikkerheten. Modellen som indikerer sikkerhet kan forbedres hvis datasettet blir større, samt at “fuzzy logic” integreres for å redusere usikkerheten til modellen.

Bakht og Ei-Diraby (2015) studerte hvordan nyere trender har påvirket beslutningsprosessen og dens miljø i BA-næringen. Dette ble gjort for å gi et perspektiv på utviklingen av beslutningsmodeller og verktøy. De ulike problemene studeres gjennom tre hovedområder: beslutningstakere, beslutningsverktøy og teknikker for å velge det beste alternativet. På området; beslutningsverktøy kom det fram at modellen endret seg fra rent deterministisk til sannsynlig. På området; beslutningstakere ble det oppdaget et skifte fra individuell til nettverksstruktur. Beslutningskriterier har endret fokuset fra det tekniske og objektive til det “myke” og subjektive aspektet ved konstruksjon. I tillegg har teknikker for å velge det beste alternativet endret seg fra dømmende til rasjonelle teknikker. Det trekkes fram at disse endringene kan være forårsaket av både sikkerhets- og bærekraftskriterier som er forandret, samt bruk av ny digital teknologi, deriblant AI.

Schwarz og Sánchez (2015) presenterer en rapport, hvor det studeres implementering av AI i beslutningsprosessen av risikostyring i BA-næringen. Det trekkes fram at risikostyring er en standardmetodikk som implementeres i ethvert byggeprosjekt, likevel blir den som oftest kun utført kvalitativt. Schwarz og Sánchez (2015) nevner også at det er nødvendig med formelle kvantitative metoder for å øke sikkerheten som er operasjonell, økonomisk og strategisk. Artikkelen presenterer videre en metode for hvordan en kan ut-

føre en kvantitativ risikoanalyse ved bruk av AI, presentert i Figur 22. Det konkluderes med at bruk av Artificial Neural Network (ANN) sammen med maskinlæring muliggjør økt sikkerhet med tanke på data og utregninger. Det trekkes fram at implementering av AI vil føre til mer nøyaktig og relevant informasjon. Likevel bør databasen som AI henter ut informasjon fra være stor nok og ha tilstrekkelig kvalitet. Det konkluderes videre med at AI kan være en beslutningsstøtte for prosjektledere.



Figur 22: Anbefalt risikostyringsprosess

Kilde: (Schwarz og Sánchez, 2015)

Tixier *et al.* (2016) påpeker at forskning har pågått i snart to tiår om bruken av ML i BA-næringen. Det er likevel ikke tatt i bruk for å vurdere sikkerhetsaspekter. I denne sammenhengen ble det utviklet to ML-modeller som baserer seg på et relativt stort datasett fra tidligere hendelsesrapporter. ML-modellene har stor treffsikkerhet, og trender funnet ved bruk av denne viser at ulykker ikke oppstår på tilfeldig steder. Funnene tyder videre på at en tilnærming som vektlegger empiri og kvantitative metoder er fordelaktige kontra den nåværende, subjektive og analytiske tilnærmingen som er basert på ekspertmeninger. Graden av alvorlighet når det skjer en ulykke er derimot hovedsakelig ansett som tilfeldig ut ifra ML-modellene. Det kan også være andre faktorer som spiller inn, hvorav et eksempel er at graden av potensiell energi ikke plukkes opp av ML-verktøyet. Ved anvendelse av digitale verktøy mener Tixier *et al.* (2016) at man kan få klare indikasjoner på at ulykker oppstår. På denne måten kan indikasjoner avdekkes og elimineres tidligere i prosessen for å øke sikkerheten i bransjen.

BA-næringen er preget av å være dynamisk, og dette kan bidra til at subjektivitet og lokalitetsfaktorer bidrar i større grad enn i andre næringer. Ma *et al.* (2021) utforsker dette og bruker maskinlæring for å ekstrahere verdifull informasjon fra prosjekter. Det identifiseres og evalueres potensielle risikofaktorer i prosjekter. I tillegg sees det på eventuelle uforutsette effekter disse faktorene kan ha. Resultatene viser at ML med større treffsikkerhet kan avdekke negative effekter og konsekvenser risikofaktorer kan ha. Ma *et al.* (2021) påpeker at dette indikerer at databasert risikofaktoranalyse er mer objektive og treffsikre enn den tradisjonelle tilnærmingen.

Grunnet skylagring og stordata er store mengder med informasjon tilgjengeliggjort. Dette gir flere muligheter for ulike næringer. Liu og Tian (2019) ser på hvordan ML kan utnytte dette for å bidra til å forbedre risikovurderinger og tidligvarsling i BA-næringen. Den utviklede metoden er enkel å implementere, effektiv og praktisk. Sikkerhet kan forbedres, og svakheter kan avdekkes. I tillegg vil erfaringsoverføring bidra til å forbedre resultatet med bruk.

Poh *et al.* (2018) har utforsket bruken av forutseende sikkerhetsindikatorer for å få tidlig varsling om høy risiko i anleggsprosjekter. ML kan anvendes for å oppnå effektiv datafangst og presise indikatorer. Derimot er det lite tidligere erfaringer ved bruk av ML i BA-næringen, spesielt med tanke på sikkerhet. I rapporten presenteres det en måte å anvende ML for å kunne identifisere bygg- og anleggsplasser med høy risiko. Sikkerhetsmøter og implementering av sikkerhetstiltak tidlig i et prosjekt gir betydelig reduisering av ulykkesrisiko på bygg- og anleggsplassen. ML-verktøyet presentert i rapporten kan bidra til bedre beslutningsstøtte for implementering av tiltak tidlig i prosjekter.

De siste årene har forskere i størst grad basert seg på historiske data og sannstidsdata, samt digitale løsninger for å støtte beslutninger. Dataanalyse har dermed blitt integrert i design- og byggeprosessen (Mohammadpour *et al.*, 2019). I rapporten trekkes det fram at AI kan brukes som et hjelpemiddel for å prosessere og berike mer data enn det et menneske kan. AI kan vurdere flere løsninger samtidig og velge ut de beste alternativene, for eksempel i prosjektplanlegging eller konstruksjon. Mohammadpour *et al.* (2019) trekker

fram to utfordringer tilknyttet til AI-verktøyet som er å finne måter for innsamling av data fra omgivelser og å transformere den. En annen utfordringer er å velge passende AI-teknikker for å lykkes i beslutningstaking. Artikkelen konkluderer med en tabell over anvendelse av AI spesifikt i BA-næringen. Et utklipp av tabellen presenteres i Figur 23. Det nevnes at AI kan være en beslutningsstøtte og vil effektivisere prosessen.

Construction Project Phases	Construction Activities	AI Applications	Notes
<i>Feasibility Study</i>			
	Collect historical information, process, and procedure	Pattern recognition	Apriori algorithm [26]
	Identify initial stakeholders	ANN	
	Identify feasible options	Neural Networks	Neural Networks, Fuzzy Cognitive
	Understand business case	Fuzzy Cognitive Maps	Maps, Genetic Algorithms, Bayesian
	Develop project objectives	Genetic Algorithms	Models can be used as critical success
		Bayesian Models	factors identification [27]
<i>Planning</i>			
	Collect project requirements, constraints, and assumptions	Neural Networks Fuzzy Cognitive Maps Genetic Algorithms Bayesian Models	Neural Networks, Fuzzy Cognitive Maps, Genetic Algorithms, and Bayesian Models can be used as critical success factors identification [27]
	Determine standards and codes	Stochastic models	Cognitive computing and strategies can be used to develop stochastic models [16, 25]
	Identify risks	Cognitive analytics	Natural language processing (NLP) offers advanced algorithms to process unstructured data.

Figur 23: Anvendelse av AI-teknikker i BA-næringen

Kilde: (Mohammadpour et al., 2019)

Det har vært en rask digital transformasjon i konstruksjonsteknikk og ledelse (Pan og Zhang, 2021). I denne forbindelsen presenterer Pan og Zhang (2021) en artikkel som fokuserer på AI sammen med Cross Entropy Method (CEM) og fremtidige forskningstrender. Gjennom dette prosjektet har det blitt funnet at AI øker påliteligheten, tidsbesparelser og kostnadseffektiviteten. I tillegg nevnes det at AI er i stand til å håndtere mer komplekse og dynamiske utfordringer i motsetning til tradisjonell håndtering. Det konkluderes med at muligheter videre ved bruk av AI sammen med CEM kan være risikoreduksjon og høy effektivitet.

Choi *et al.* (2020) ønsker å bidra til redusering av dødsulykker på bygg- og anleggsplasser. I denne sammenhengen ble det utviklet et ML-verktøy som baserer seg på tidligere ulykkesdata. ML-verktøyet skal være i stand til å predikere ulykker, samt knytte ulykkene opp mot faktorer som bidrar til høyere risiko. De to viktigste faktorene som er nevnt i rapporten er; årstid og størrelse på bedriften. Videre er det andre påvirkningsfaktorer, eksempelvis alder, ukedag og lengde på prosjektet. Prosjektet og ML-verktøyet som er utviklet viser potensialet til anvendelse av ML for sikkerhet i BA-prosjekter. I tillegg vil funnene bidra til å øke bevisstheten om potensielle sikkerhetsrisikoer, og det kan legges til rette for å implementere tiltak tidligere i prosessen.

## 6 Resultat

I dette kapitlet vil det presenteres funn fra intervju og workshop. Funn fra intervju deles opp i to områder: intervju med andre næringer enn BA-næringen og intervju med BA-næringen. Dette gjøres for å finne hvordan ML brukes i andre næringene først, og deretter se overføringsverdien til BA-næringen. Ulike verktøy som presenteres benytter flere digitale teknologier, deriblant ML. For å forenkle begrepsbruken vil alle disse verktøyene, modellene og systemene kalles for ML-verktøy.

### 6.1 Intervju med andre næringer

Det har blitt gjennomført intervju med andre næringer og funn fra intervjuene vil presenteres i dette delkapitlet. Først vil det presenteres maskinlæringsverktøy som de ulike organisasjonene benytter. Deretter kommer informasjon om beslutningsprosess, faktorer som påvirker beslutninger, effekter og muligheter videre for organisasjoner. Denne oppdelingen gjøres for å først få innsikt i og gå i dybden på beslutningsprosesser, for deretter danne et helhetsbilde ved å se på hvilken betydning ML kan ha på organisasjoner. Det er viktig å nevne at det kan være store forskjeller på arbeidstakeres oppfatning avhengig av hvor de sitter i organisasjonen, i tillegg er det ulike oppfatninger av hva maskinlæring er. Dette er registrert med bakgrunn i tilbakemeldingene som er gitt i intervjuene om hvilke nytte ML-verktøyet har i deres arbeidshverdag, og det kan dermed være ulike synspunkter om bruk av ML.

#### 6.1.1 Maskinlæringsverktøy og beslutningsprosess

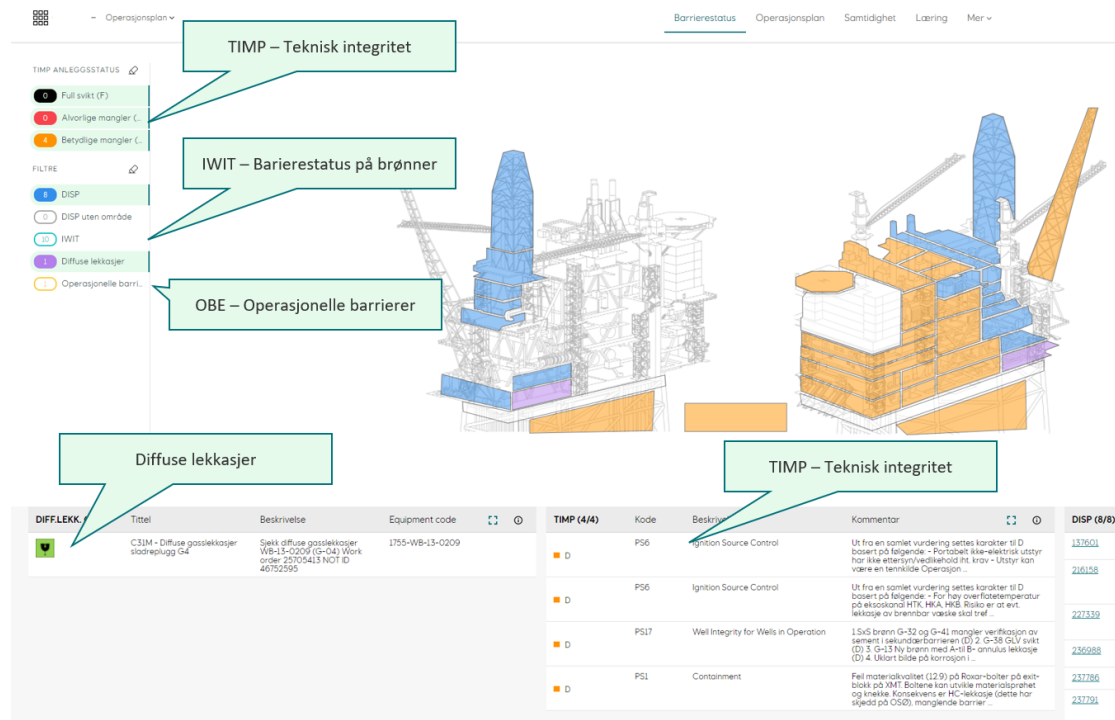
Dette delkapitlet omhandler de ulike maskinlæringsverktøyene til organisasjonene som har blitt intervjuet, samt beskrivelse av beslutningsprosesser. Det tas utgangspunkt i Simon *et al.* (1977) sin modell av beslutningsprosess. En av organisasjonene ønsket å være anonym i forbindelse med oppgaven. Det blir derfor brukt “transportleverandør” når denne organisasjonen nevnes. I tillegg er det ikke alle organisasjonene som har tilstrekkelig prototyper av ML-verktøyene. Disse blir dermed ikke representert i dette kapitlet.

#### Equinor

I Equinor benyttes det to ulike verktøyer, hvor ML er en del av den digitale teknologien. Disse verktøyene, OPT og TIMP, brukes som støtte i beslutningstaking. Det nevnes av flere intervjuobjekter tre forskjellige scenarier for beslutningstaking. Det første scenariet omhandler at Equinor tar beslutninger, delvis med bakgrunn i informasjonen som tilgjengeliggjøres ved hjelp av OPT og TIMP. Det andre scenariet er når innleide aktører jobber på vegne av Equinor tar beslutninger og har tilgang til ML-verktøyene. Det siste scenariet er innleide aktører som jobber på vegne av deres organisasjon, og vil dermed ikke ha tilgang til OPT og TIMP.

### Operational Planning Tool

“Operational Planning Tool”, OPT, er et planleggingsverktøy for aktiviteter som brukes i Equinor, presentert i Figur 24. Brukere av ML-verktøyet får opp en oversikt over lokasjoner. Her inngår planlagte aktiviteter og det vises hvilke av de som kan gjøres samtidig. I tillegg får en oversikt over aktiviteter, hvor det eventuelt kan oppstå konflikter. Eksempelvis vil drift og vedlikeholdsavdelingen i fellesskap planlegge aktiviteter og ta beslutninger. Under planlegging av aktiviteter vil denne gruppen få tilbakemeldinger fra OPT om hvorvidt aktivitetene kan gjennomføres parallelt. Noen av aktivitetene kan omhandle arbeid på flere nivåer i høyden, hvor en ikke kan utføre visse aktiviteter samtidig. Deretter kan beslutningstakere vurdere hvilke tiltak som eventuelt skal innføres.



Figur 24: OPT, oversikt over lokasjoner og aktiviteter

Informasjon om hvor det kan oppstå konflikter baserer seg på språkbehandling, samt tidligere hendelser og planlagte aktiviteter. Det meste av denne dataen kommer fra den interne databasen for uønskede hendelser i Equinor, som kalles Synergi. Hvis man planlegger en aktivitet i OPT, får man opp hvilke tidligere hendelser som har inntruffet på liknende aktiviteter, hvilke andre aktiviteter man bør være obs på som pågår, samt kalkulert relevans. Den kalkulerte relevansen blir gitt på bakgrunn av fellestrekk og viktighet til funksjonen. Tilbakemelding på relevansen kan gis ved å bruke en tommel opp eller tommel ned for at ML-verktøyet skal være i kontinuerlig læring og forbedring. Man kan også enkelt klikke seg inn på de tidligere hendelsene for å skape bedre forståelse av si-



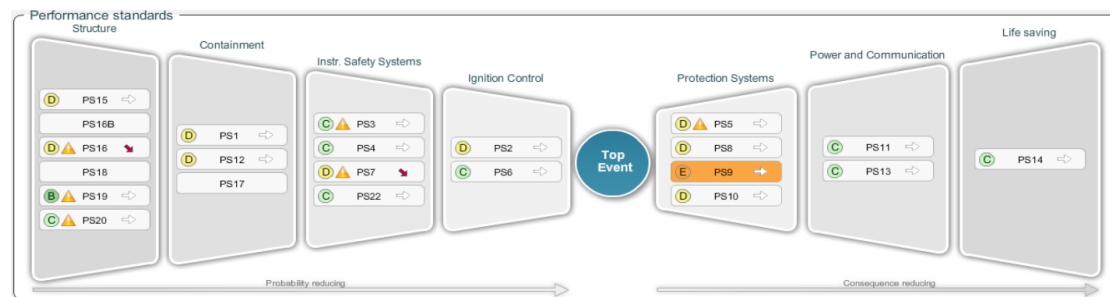
tuasjonen, som presenteres i Figur 25. OPT er koblet til flere ML-verktøy som Equinor benytter, deriblant Technical Integrity Management Program, TIMP.

Hendelse	Risikområde	Relevanse	Treffgrunnlag	Tilbakemelding
Støv / sand i elektro og instrumentrom MJO	○	50.00 %	Text(004), Location(10), Location(MJO)	👍 👎
Raykutvikling ut av EL motor til pumpe PH50005A	■ Middels ■ Liten	52.00 %	Text(009), Location(10), Location(MJO), System(Low Pressure Seawater), Equipment(motor, pumpe)	👍 👎

Figur 25: OPT, tilbakemeldinger

### *Technical Integrity Management Program*

“Technical Integrity Management Program”, TIMP, er et annet verktøy som inneholder maskinlæring og visualiseres i Figur 26. TIMP benyttes i Equinor for å få et øyeblikkelig oversiktsbilde over tilstanden til et anlegg, som benyttes av flere nivåer i Equinor. Her visualiseres status på ulike tekniske barrierer i et bow-tie diagram. Det er proaktive barrierer på venstre siden og deretter er det reaktive barrierer på høyre siden. De tekniske barrierene blir evaluert av fagekspertene. Dette kan være alt fra elektriske systemer, til gassdetektorer eller annet utstyr. En karaktersetting fra B til F gis til hver enkelt av disse tekniske barrierene både av en fagekspert og maskinlæringsverktøyet. Hvis det er uenigheter mellom menneske og maskin, vil fagekspertenes vurdering ha høyest vekt. Grunnen til dette er at mennesket anses for å ha et større oversiktsbilde av situasjonen enn ML-verktøyet. Hvis informasjonen ikke finnes i systemet eller databasen verktøyet baseres på, har den heller ikke mulighet til å evaluere de faktorene. I tillegg kan fageksperten vurdere hvorfor det er ulikheter mellom karakterer fra ekspertvurderingen og ML-verktøyet.



Figur 26: TIMP

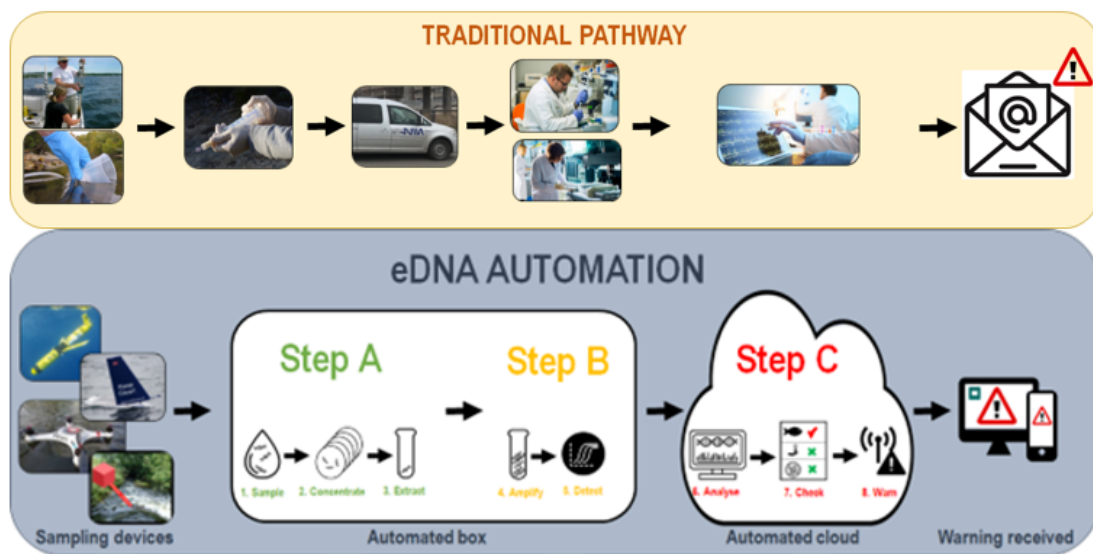
### Akvaplan-niva

Akvaplan-niva er et selskap som tilbyr miljørådgivningstjenester og forskning, primært innenfor temaer som miljø og akvakultur. Maskinlæring benyttes i dette tilfellet for miljøundersøkelser: vannkvalitetsanalyser og eDNA-analyser. Det nevnes at både vannkvalitetsanalyser og eDNA-analyser fortsatt er i tidlig fase med tanke på bruk av maskinlæring.

For vannkvalitetsanalyser er det planlagt å benytte maskinlæring for å håndtere store datamengder som blir samlet inn ved hjelp av glide (droner på vannoverflaten). Ma-

skinl ring vil sortere data etter kvalitet og relevans, for   sende denne informasjonen videre til laboratoriet.

For eDNA-analyse har Akvaplan-niva implementert digital teknologi som har endret pr veprosessen. F r tok man vannpr ver p  forurensete steder, men ved hjelp av den nye teknologien f r man en profil av endring i dyresamfunn ved   samle inn informasjon om indikatorarter. Maskinl ring er i dette tilfelle ogs  et hjelpeverkt y for sortering av pr ver og resultater ved testing. Figur 27 illustrerer tradisjonell metode for eDNA-analyse og hvordan denne prosessen endres ved hjelp av maskinl ring. Den nye m ten   utf re eDNA-analysen p , muliggj r parallell utf relse av aktiviteter og “near-real-time”-rapportering.



Figur 27: Endring i eDNA-analyse ved ML

Beslutningsprosessen i Akvaplan-niva kan deles i to omr der. Det f rste omr det er som r dgivere og konsulenter, hvor man r dgir industri og forvaltning ut ifra konkrete pr vetakinger og fagligvurderinger for kunden. Kunden vil i disse tilfellene v re beslutningstaker, og Akvaplan-niva bidrar med beslutningsst tte, hvorav ML bidrar til   legge til grunn dataen. Det andre omr det er egen forskning, og i dette tilfellet vil det gj res en faglig beslutning. Det skilles likevel mellom denne typen beslutning og politiske beslutninger hvor et intervjuobjekt sier:

*“Hvis vi gjorde en s nn konsekvensutredning, for eksempel, p  gruveaktivitet i en fjord. Man skal for eksempel legge slammer, alts  man skal ha sj teknologi istedenfor   ha teknologi p  land. Ogs  sier vi at okei, ut ifra de faglige vurderingene vi gj r, s  ser det ut som det der er fullt mulig   gjennomf re. Mange tror at vi har dermed sagt ja til gruedrift, det har vi ikke gjort. Det blir en politisk beslutning, ogs  f r forvaltning*

*sette rammer på bakgrunn av våre faglige funn: for å si hvordan man skal drive, hvordan miljøet skal overvåkes for å gi selskapet som skal drive med gruveaktivitet.”*

I slike vurderinger ligger Akvaplan-niva sine faglige vurderinger som beslutningsstøtte, i tillegg til lover, regler, forskrifter og standarder. Dette innebærer at ML effektiviserer beslutningsstøtten som Akvaplan-niva kommer med i stor grad. Tradisjonelt har slikt datagrunnlag kommet fra tokt (sjøreise eller ferd til sjøs), hvor et forskningsskip må ut for å ta prøver. Et slikt forskningsskip krever en del ressurser, og er kostbart i drift. Droner og automatiserte prosesser i samarbeid med ML gjør denne prosessen enklere, mindre kostbar og mer effektiv.

## DNV

DNV er en sertifiseringsorganisasjon som har sin virksomhet innen rådgivning, sertifisering, forskning, inspeksjoner og skipsklassifisering. Innen rådgivning brukes ML-verktøyet blant annet til å sette kunder i kontakt med de riktige ekspertene innad i bedriften. Dette er noe som gjør det mulig å optimalisere prosessen med å hjelpe kunder. Når det gjelder skipsklassifisering bidrar ML til å effektivisere prosessen med godkjenninger av nye tegninger av båter. Ifølge DNV kan ML-verktøyet skanne nye tegninger for å se om de ligger i systemet fra før av, istedenfor å utføre prosessen manuelt.

En annen arbeidsoppgave til DNV innebærer å evaluere og kvalitetssikre andre maskinlæringsalgoritmer og se om de er tilstrekkelige. Ofte vil et slikt ML-verktøy som evalueres, erstatte et arbeid som utføres manuelt av mennesker. DNV bruker i denne sammenhengen både maskinlæring til å evaluere andre ML-verktøy og for å innhente informasjon fra standarder, sertifiseringer samt andre former for relevant informasjon. For å kunne evaluere om det er tilstrekkelig, går man inn i alle faser; *identifiseringsfase*, *designfase*, *valgfase* og *implementeringsfase*. Deretter ser man hva som er rett vurdering, og verifiserer hver fase. Ofte inkluderer dette å gå helt ned til basisen for ML-verktøyet, med andre ord å vurdere informasjonen som ble brukt til å trene opp programmet. I industrielle operasjoner er det ofte mål om å skaffe seg enklere, mer og bedre informasjon. I slike tilfeller benyttes maskinlæring ofte. Et intervjuobjekt sier i denne sammenhengen:

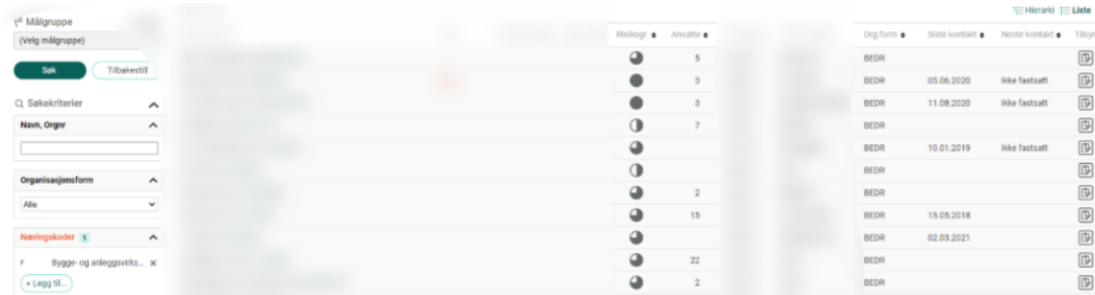
*“For å ha tillit så må vi forstå hvor det kommer fra og at det er riktig, det er ikke gitt.”*

## Arbeidstilsynet

Arbeidstilsynet er en norsk statlig etat som skal sikre at private og offentlige virksomheter følger krav og lovverk. Dette gjennomføres ved å utføre tilsyn og veiledning. I Arbeidstilsynet brukes ML-verktøyet for å predikere og analysere hvor man bør utføre tilsyn. Virksomheter er gruppert etter risiko for å avdekke alvorlige brudd, og det er bevist stor treffsikkerhet på systemet. Dermed vil det være naturlig å gjøre tilsyn hos gruppen med størst risiko for alvorlige brudd. I Figur 28 presenteres dette verktøyet, hvor sirkelene representerer sannsynligheten for brudd og helsirkel innebærer høyest sannsynlighet. Dette bidrar til at tilsynsarbeidet blir effektivisert. På denne måten kan det anses at ML-verktøyet har tatt over store deler av den manuelle beslutningstakingen. Hovedsakelig blir dette verktøyet utnyttet av inspektører i Arbeidstilsynet. Hvis det der-

imot oppstår konflikter mellom maskinlæring og menneske, vektlegges alltid menneskets perspektiv høyest. I denne sammenhengen sier et intervjuobjekt:

*“Det er litt som å velge å se på YR eller se ut vinduet før du tar på deg regnkler eller ikke. Hvis det regner ute, trumfer det at det står på YR at det skal bli sol. YR er en prediksjonsmodell, men hvis du har konkret info, så trumfer det.”*



Figur 28: Maskinlæringsverktøyet til Arbeidstilsynet

Maskinlæringsverktøyet baseres på et dataregister som inneholder informasjon om alle tilsynsobjekter, tidligere tilsyn, ulike brudd og annen relevant data. Denne databasen benyttes for å finne sammenhenger mellom, eksempelvis, størrelse på virksomhet og alvorlighetsgraden til brudd. Etter at denne sammenhengen er funnet, kan en benytte ML-verktøyet for å forutsi om det vil være høy sannsynlighet for alvorlige brudd basert på datagrunnlaget av prediktorvariablene. Hvis det, eksempelvis, kommer en ny virksomhet vil denne bli lagt inn i ML-verktøyet og kjøres gjennom prediksjonsmodellen.

### Statens vegvesen

Statens vegvesen, SVV, er en norsk forvaltningsorgan og har som hensikt å dekke samfunnets behov for transport. SVV har et pågående prosjekt som går på å utvikle et ML-verktøy for mer nøyaktige kostnadsestimater i ulike prosjekter. Dette verktøyet skal være en beslutningsstøtte for brukere av verktøyet i pågående veiprosjekter. Beslutningsprosessen i veiprosjekter kan gå over lang tid, og ta opp til 10-15 år. Ved utnyttelse av ML kan nøyaktigheten på kostnadsestimater bli forbedret. Dette kan redusere kostnader og frigjøre ressurser som kan bli brukt på andre områder.

Et annet område som ML-verktøyet vil bidra til er prediktivt vedlikehold. Ved å overvåke vifter i en tunell kan man være i forkant med å skifte ut utstyr ved behov. I tillegg kan overvåking av utstyr være en beslutningsstøtte til fremtidige prosjekter. Dette ved å hente inn informasjon om, eksempelvis, andel vifter som svikter i en tunnel. Denne informasjonen kan igjen brukes i driftsfasen og byggefasen i nye prosjekter ved å, for eksempel, velge materialer og byggemetoder som holder seg bedre i livsløpsperspektiv.

## Transportleverandør

En stor transportleverandør har et pågående prosjekt, hvor det utvikles et ML-verktøy for prediksjon av tidsestimater til kjøretøy. I tilfeller hvor en uønsket hendelse inntreffer, vil maskinlæring estimere hvor lang tid det vil ta å rette opp feil i tillegg til ankomsttiden. Dette maskinlæringsverktøyet baseres på en database med store mengder historiske data. Denne dataen inneholder informasjon om ankomster og adganger. Disse blir knyttet opp mot hendelser, som igjen knyttes opp mot hvilke komponenter som feiler. I denne sammenhengen nevner et intervjuobjekt:

*“Maskinlæring muliggjør å trekke inn flere variabler enn bare tiden.”*

Brukere av dette ML-verktøyet er både de som styrer kjøretøy og de som informerer de reisende. ML-verktøyet benyttes som et utgangspunkt og en beslutningstøtte. Brukere av dette verktøyet kan selv vurdere informasjonen fra ML-algoritmer etter deres erfaring og kunnskap. For eksempel, kan brukere som informerer de reisende få en prediksjon fra ML-algoritmer på to timer, men kan selv vurdere til å legge på eller trekke fra tid. Et intervjuobjekt nevner i denne forbindelsen:

*“Så det er jo egentlig å sette deres magesfølelse i et system.”*

## Utvikling og implementering av ML-verktøy i andre næringer

Under utviklingsfasen av ulike ML-verktøy har det blitt nevnt flere viktige faktorer og utfordringer. Et fokus på stor brukervennlighet, og inkludering av brukere i utviklingsfasen var et viktig poeng, og noe som lønnet seg stort ifølge et intervjuobjekt.

*“Det å beslutte tung brukerinvolvering og sørge for at det faktisk gjennomføres er en av de aller viktigste beslutningspunktene vi tok i denne prosessen [...] og jeg må innrømme at det er kanskje den klokkeste beslutningen som ble tatt i dette prosjektet.”*

Den kognitive delen av maskinlæringen var ifølge intervjuobjektet den største og mest tidskrevende utfordringen. Med den kognitive delen menes den delen av maskinlæringsverktøyet som gjør en egen vurdering basert på informasjonen den har tilgjengelig. Videre var implementering noe som ble undersøkt i forkant av lansering av programmet. Organisasjonen ble forberedt på at dette var et verktøy som ville akkumulere data og tilbakemeldinger over tid. Dermed vil det være i konstant utvikling, og den første iterasjonen ville ikke bli sluttproduktet. En slik forberedelse internt i organisasjonen menes å ha hjulpet stort.

## Oppsummering av maskinlæringsverktøy og beslutningsprosess i andre næringer

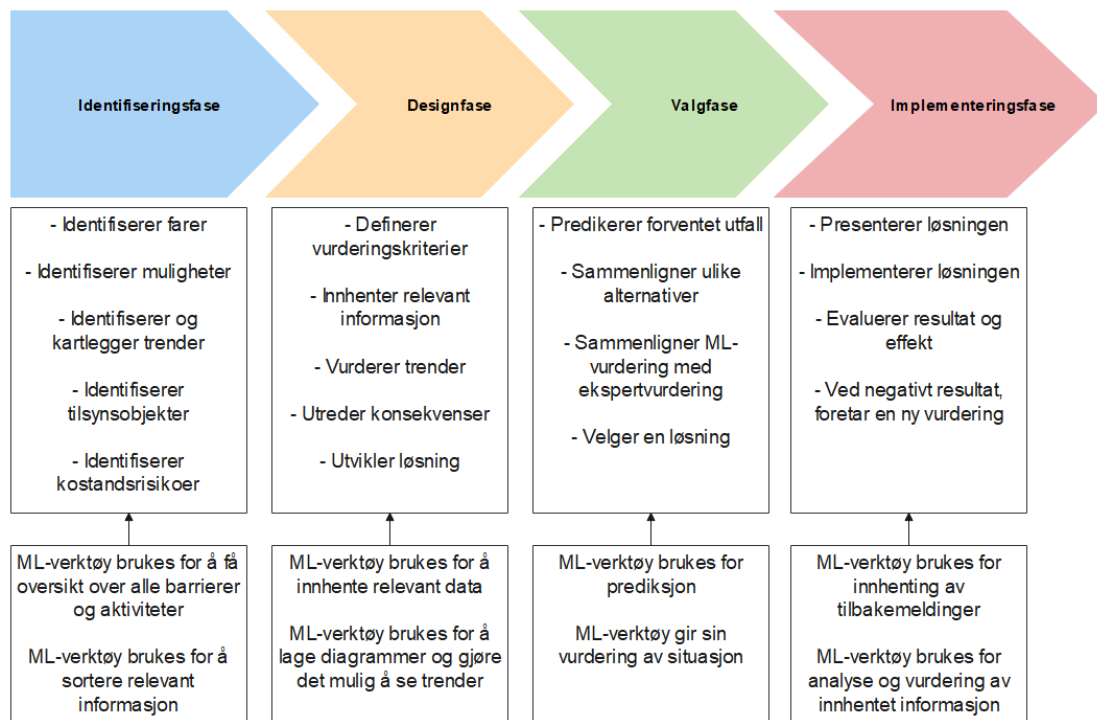
Figur 29 presenterer den teoretiske modellen for beslutningsprosess sammen med funn fra intervju. I *Identifiseringsfasen* identifiseres ulike aspekter for å kunne legge et grunnlag for å ta en beslutning. Fra intervjuobjektene sine beslutningsprosesser innebærer dette identifisering av farer, muligheter, trender, tilsynsobjekter og kostnadsrisikoer. ML blir

i denne sammenhengen brukt for å få oversikt over alle barrierer og aktiviteter, samt sortering av relevant informasjon.

Videre sees det på *designfasen* som omfatter utvikling og analyse av ulike alternativer. Blant informantene var definering av vurderingskriterier, innhenting av relevant informasjon, vurdering av trender og utredning av konsekvenser de viktigste aspektene ved bruk av ML-verktøyene. I denne fasen benyttes ML-verktøy for å innhente relevant data og for å lage diagrammer og visualisering av trender.

*Valgfase* er den neste fasen, hvor beslutningstakere velger den beste løsningen i henhold til satte kriterier. Her predikerer man forventet utfall og sammeligner med de andre alternativene. I mange tilfeller vil ML-verktøyene ta over jobben til noe som blir gjort manuelt. Derfor vil sammenligning av ML- og ekspertvurdering dekke det meste av det informantene har nevnt i *valgfase*. Her brukes ML for prediksjon og vurdering av situasjon.

Siste fasen i en beslutningsprosess er *implementeringsfase*. Her presenteres løsningen man har funnet som deretter blir implementert. Videre blir både resultat og effekt evaluert. Hvis det ikke er tilstrekkelig, kan man gå tilbake for å utføre en ny vurdering og begynne beslutningsprosessen på nytt med større datagrunnlag enn sist. I *implementeringsfasen* benyttes ML for innhenting av tilbakemeldinger, samt analyse og vurdering av innhentet informasjon.



Figur 29: Oppsummering av beslutningsprosesser

### 6.1.2 Påvirkningsfaktorer på beslutningsprosess ved bruk av ML

Gjennom intervjuene har det blitt avdekket fem faktorer som påvirker beslutningsprosesser ved bruk av ML-verktøy. Disse er tillit, datakvalitet, kommunikasjon, kritikalitet og kompleksitet. Det vil presenteres hvordan disse faktorene påvirker beslutningsprosesser og hvordan ML bidrar til endringen.

#### Tillit

Åtte av ni intervjuobjekter nevner at det er manglende tillit til maskinlæring i motsetning til, eksempelvis, en ekspertvurdering. Intervjuobjekt 3 forteller at all data som samles ved hjelp av maskinlæring, kvalitetssikres på ulike nivåer, hvor faglig vurdering er et av nivåene. Denne prosessen utføres, ettersom det foreløpig er manglende tillit til maskinlæringsverktøyet. I faglige rapporter som skrives inkluderer man dermed de prøvene som har blitt forkastet på grunn av, eksempelvis, manglende kvalitet eller prosedyrefeil under prøvetaking.

Intervjuobjekt 6 nevner at mennesker har en bedre forståelse av situasjonen og det er enklere å stole på deres vurdering. I denne sammenhengen bør ML benyttes som beslutningsstøtte og ikke for å fatte en beslutning. Det nevnes i tillegg at desto større kompleksitet det er, desto større utfordring er det å stole på maskinlæring. For eksempel finnes det maskiner som kan indikere kreft ved å se på bilder, selv om mennesker ikke forstår hvordan dette gjøres. I dette tilfelle bør en ha kritisk tilnærming til informasjonen som presenteres. Intervjuobjekt 6 sier dermed at:

*“For å ha tillit så må vi forstå hvor det kommer fra og at det er riktig, det er ikke gitt.”*

Et annet aspekt som nevnes når det gjelder tillit er ulike typer beslutningssituasjoner. Intervjuobjekt 2 trekker fram at tilliten til maskinlæring i deres organisasjon er situasjonsbasert:

*“Dette med operasjonelle og tekniske betingelser så må vi stole på det, fordi at hvis vi sier at dette område ikke har gassdeteksjon de neste to ukene, så må vi stole på den informasjonen. Fordi det er avgjørende for hvilke typer aktiviteter vi kan gjøre i det området [...] Det stoler vi på [...] Men når vi kommer til den kognitive delen, så er det annerledes. Da er du inne på systemet som forsøker å tenke for deg, og prøver å finne de riktige tingene. Det er klart at der er relevansen i utgangspunktet utfordret, fordi det er sjeldent at det er 1:1.”*

Dette innebærer at det er brukere av maskinlæringsverktøyet som evaluerer relevansen til informasjonen og vurderingen. Det nevnes at ML-verktøyet er en effektiv måte å ekstrahere informasjon på, og være en beslutningsstøtte. Ved bruk av ML til innhenting av informasjon er tilliten høy. Likevel kan ikke maskinlæring ta en beslutning for mennesker enda, ettersom tilliten og kvaliteten til dens vurdering fortsatt er manglende.

Tilliten til maskinlæring er også tett koblet til datakvalitet. Flere av intervjuobjektene nevner at det kan være varierende kvalitet på innhentet data, noe som igjen kan påvirke resultatet av beslutninger. Som oftest har de alvorlige hendelsene bedre datagrunnlag

og kvalitetssikring, i motsetning til mindre alvorlige hendelser. Troverdigheten til vurderinger av ML-verktøyet er derfor fortsatt et spørsmål. Når det gjelder de manuelle vurderingene fra fagansvarlige oppfattes kvaliteten som troverdig.

### **Datakvalitet**

Syv av ni intervjuobjekter nevner manglende datakvalitet som en faktor som påvirker ML. Hvis ML eller annen ny teknologi tas i bruk som baseres på enten feil data eller har manglende datakvalitet, kan dette føre til feilslutninger. Et intervjuobjekt forteller om hvordan man kvalitetssikrer ML før det tas i bruk. Alle fasene må evalueres, og dette inkluderer *identifiseringsfase, designfase, valgfase og implementeringsfase*. Det sees etter om alle fasene er riktig vurdert og verifiserer deretter om det er utført godt nok. På denne måten forsikrer man seg om at beslutninger som baseres på den nye teknologien er korrekt. Ofte må man helt ned til grunnivået for å se på datasettet ML-verktøyet er trent opp med for å kunne sikre at både datakvaliteten er tilstrekkelig og verktøyet fungerer. Dette innebærer at selve utfordringen er knyttet til korrekt beslutningsgrunnlag. I denne forbindelsen nevner et intervjuobjekt:

*“Med god informasjon er utfallet eller hva du vil gjøre gitt. Da er det på en måte ikke avgjørelsen som er vanskelig. Det er riktig beslutningsgrunnlag som er utfordringen.”*

Intervjuobjekt 9 trekker fram at datakvaliteten er varierende. Dataene blir lagt i et ML-verktøy som kommuniserer med andre verktøy, og er et grunnlag for ML-prediksjon. Hvis arbeidstakere ikke legger inn informasjon om, eksempelvis, ankomst og responstiden vil dette påvirke datakvaliteten, og dermed prediksjonskvaliteten negativt.

### **Kommunikasjon**

En av faktorene som nevnes i intervjuene er kommunikasjon mellom mennesker og kommunikasjon mellom menneske og maskin. Et intervjuobjekt trekker fram et eksempel rundt kommunikasjon mellom menneske og maskin:

*“La oss si at vi har funnet en kraftig nedtynning, altså rust på et rør, også blir det laget en såkalt notifikasjon på at det er funnet den rusten, og at her må vi gjøre noe. Så oppretter vi en notifikasjon, som det heter, og så tikker man av på forskjellige felt og velger forskjellige koder [...] Og en av de kodene du kan velge heter ELP, “external leakage processmedia”, og da ser vi at enkelte kan ha lyst til å bruke den koden for fare for lekkasje, mens den koden er ment til å brukes hvis du har en faktisk lekkasje.”*

Dette eksemplet viser at kommunikasjon mellom menneske og maskin kan være utfordrende, ettersom ansatte tolker koder ulikt. Dette fører til at ML-verktøyet tror det er en lekkasje på grunn av informasjonen den har fått. En fagekspert, derimot, kan ha mer informasjon om hendelsen og se at det egentlig er kun fare for lekkasje. Denne feilinformasjonen om lekkasje kan derfor ende opp i en feil anbefaling av ML om å stenge ned anlegget. I tillegg kan en på sikt få feil informasjon til det statistiske grunnlaget.

Når det gjelder kommunikasjon mellom beslutningstakere eller brukere av ML-verktøy er det en faktor som påvirker beslutninger. Intervjuobjekt 2 sier at det er viktig med



dialog før man utfører arbeid på installasjoner. Dette er ettersom man skifter en del folk på kryss og tvers av installasjoner. I tillegg er det ikke alle uønskede hendelser som blir rapportert om. Det kan derfor være utfordrende for ML å fange opp alle hendelser. Dette innebærer at kommunikasjon mellom aktørene vil være en faktor i beslutningsprosessen som kan forbedre risikobildet. Intervjuobjekt 2 nevner i denne forbindelsen:

*“Du finner det ikke i systemet, du finner det kun i erfaringen som ligger på enkeltpersoner. Så jeg er fremdeles enormt opptatt av vi ikke stoler blindt på dette, men at vi sørger for å ha strukturer rundt oss som sikrer en dialog mellom aktørene.”*

Akvaplan-niva har flere prosjekter som kan være enmanns-prosjekter. I disse tilfellene vil kommunikasjon mellom flere forskere også være et viktig aspekt når det gjelder den endelige beslutningen. Et intervjuobjekt trekker fram:

*“Objektiv rapport som er skrevet av en av våre ansatte som gir anbefaling eller ikke. Som jo, selvfølgelig skal være faglig fundert, men konklusjonen er ikke nødvendigvis sånn at en og en er lik to, det kan være ting imellom der [...] Også vil det da kreve flere undersøkelser.”*

Dette er et eksempel på at kommunikasjon mellom ansatte er et viktig aspekt. Den som utfører enmanns-prosjekt bør ha en dialog med andre ansatte, eksempelvis, for å identifisere svakheter ved prosjektet. Dette bør gjøres for å sikre riktige beslutninger og tiltak.

### **Kritikalitet**

En faktor som nevnes av to intervjuobjekter er kritikalitet. Med denne faktoren menes det skepsis til innføring av maskinlæring på kritiske områder. I tilfeller hvor det er store negative konsekvenser ved svikt av ML-verktøyet, vil dette ikke være hensiktsmessig å bruke ML med foreløpig teknologi. I denne sammenhengen mener et intervjuobjekt at selvkjørende biler ikke bør være i bruk, siden det oppstår dødsulykker. Likevel i tilfeller hvor kritikaliteten er lav kan det være hensiktsmessig å benytte ML-verktøy. I denne sammenhengen nevner en informant:

*“Hvis du går på Amazon og logger inn med brukeren din, og får masse relevant data, og det er jo en maskinlæringsalgoritme som har lært, den gjetter hva du er interessert i. For den vet litt om deg, for du har kanskje kjøpt noe på Amazon før, eller lest noen bøker på Kindle, eller du har sett på noe på Prime, så kan det være at den foreslår noe bedre [...] Men det er noe hvor du risikerer ingenting da. Om de 20 anbefalingene er dårlige, du risikerer ingenting, kanskje du mister et salg på t-skjorte. Også når jeg går inn på Amazon, så har jeg kanskje 20 ikoner på ting de vil anbefale meg, og om 15 av de er helt på trynet, så gjør det ingenting. Men hvis jeg skal ha en algoritme som gjør at en oljeplattform er selvkjørende så holder det ikke med noe som fungerer 25 % av tiden, 99 % er jo for dårlig egentlig.”*

Et annet aspekt som blir nevnt av informanten er oppbygging av intern kompetanse, og at i likhet med Amazon, bør ML kjøres på områder med lav kritikalitet først. På denne

måten kan man bygge opp erfaring, og dermed utvikle nye områder og anvendinger etter hvert som den interne kompetansen øker. Likevel påpekes det viktigheten med å holde ting så enkelt som mulig, og ikke gjøre ting mer komplekst enn det trengs. Et intervjuobjekt nevner:

*“Vi vil jo ønske å bruke teknologier som vi har bygget et forhold til over tid, hvis vi klarte å finne en plass maskinlæring uten at det er farlig, men det er nyttig nok til å forsvare at vi holder på med det.”*

Ved å implementere gradvis og på ikke kritiske områder, vil en bygge opp intern kompetanse, få kunnskap rundt hvilke algoritmer som er best, samtidig som en ivaretar sikkerheten på arbeidsplassen. Om noen år kan man dermed implementere nye digitale løsninger på mer kritiske områder. Dette er ettersom ansatte både har mer forståelse og erfaring med verktøyet, samt at man vet bedre hvordan man skal handle og drifte sikkert ved benyttelse av ML-verktøy. Eksempler på slike verktøyer er OPT, TIMP og Arbeidstilsynet sitt maskinlæringsverktøy.

### **Kompleksitet**

Kompleksitet er en annen faktor som kun nevnes av to intervjuobjekter. Likevel er det en faktor som påvirker beslutningsprosesser i høy grad, hvor det benyttes maskinlæring. En informant nevner at en vanligvis starter med å utvikle et verktøy uten ML-algoritmer, for å deretter lage et nytt verktøy ved bruk av maskinlæring. Hvis det er mulighet for å holde ting enkelt, vil dette være en fordel både i utviklingen og i vedlikehold av ML-verktøyet. Grunnen til det er at hvis det oppstår et ønske om å endre noe i koden vil dette være utfordrende, ettersom det kun er få personer som forstår ML-verktøyet. Dette kan hindre utviklingen av nye digitale verktøy, ettersom folk med kompetanse må bruke tid på vedlikehold av eldre verktøy. Intervjuobjekt 7 løfter opp et annet viktig poeng når det gjelder kompleksitet:

*“Så hvis du har noe som fungerer ganske bra som ikke er maskinlæring, så på en måte hva er motivasjonen for å gjøre det på nytt med maskinlæring i runde to?”*

Dette innebærer at det ikke alltid er hensiktsmessig å benytte ML i tilfeller hvor en har velfungerende verktøy uten bruk av maskinlæring. I tillegg kan en unngå unødvendig høy kompleksitet. Likevel er maskinlæring hensiktsmessig å bruke i tilfeller hvor en har kompliserte sammenhenger eller hvor det benyttes automasjon og stordata. Med andre ord bør maskinlæring benyttes på områder hvor man innfører ny digital teknologi og har høy informasjonsflyt.

### **Oppsummering av påvirkningsfaktorer**

Faktorer som har blitt trukket fram av intervjuobjekter er presentert i Figur 30. Denne figuren visualiserer kvalitative data, og kan ikke anses som kvantitative funn. Den første faktoren som de fleste intervjuobjektene nevner er tillit. Med punktet “tillit” menes det manglende tillit til maskinlæring for å fatte beslutninger, mens det er høy tillit til ML med tanke på ekstrahering av informasjon. Det nevnes av et intervjuobjekt at tillit er

grunnleggende når en skal benytte ML-verktøy. Det bør dermed være et fokusområde ved implementering av et nytt digitalt verktøy. Datakvalitet er en annen faktor som påvirker beslutningsprosessen og beslutningsgrunnlaget ifølge intervjuobjektene. Dette punktet innebærer at datakvaliteten er varierende. Det nevnes av flere intervjuobjekter at ved å benytte feil eller manglede data, vil det føre til feile beslutninger og tiltak. Den tredje faktoren er kommunikasjon som omfatter kommunikasjon både mellom mennesker, samt menneske og maskin. Flere nevner at kommunikasjon mellom beslutningstakere er en faktor som påvirker beslutningsprosessen. Kommunikasjon mellom menneske og maskin kan også være avgjørende for å ha en effektiv beslutningsprosess og ta en riktig beslutning. De to siste faktorene som nevnes er kritikalitet og kompleksitet. Her forteller intervjuobjekt 6 og 7 om at en bør være kritisk til nye digitale verktøy, ettersom de kan føre til uventede konsekvenser. Man bør dermed innføre ML på verktøy med lav kritikalitet. I tillegg kan høy grad av kompleksitet ha flere negative konsekvenser når det gjelder vedlikehold og forståelse av ML-verktøy.

Påvirknings faktorer					
	Tillit	Datakvalitet	Kommunikasjon	Kritikalitet	Kompleksitet
Intervjuobjekter					
Intervjuobjekt 1	X	X	X		
Intervjuobjekt 2	X		X		
Intervjuobjekt 3	X	X			
Intervjuobjekt 4	X	X	X		
Intervjuobjekt 5	X	X	X		
Intervjuobjekt 6	X	X		X	X
Intervjuobjekt 7		X		X	X
Intervjuobjekt 8	X		X		
Intervjuobjekt 9	X	X	X		

Figur 30: Oppsummering av påvirkningsfaktorer

### 6.1.3 Effekter for organisasjoner ved bruk av ML

Flere av ML-verktøyene, deriblant OPT og TIMP, som benyttes av intervjuobjektene er i utviklingsstadiet eller har nylig blitt tatt i bruk. Det er derfor stor usikkerhet angående risikonivået foreløpig, men likevel er det høy grad av positivitet for utviklingen fremover. Det er stor tro på at ML-verktøyene i større grad kan redusere ressursbruk, øke beslutningsgrunnlaget, effektivisere beslutningsprosesser og gi forbedret oversikt. Dette kan gjøres gjennom å automatisere innhenting og analyse av informasjon ved bruk av ML-verktøy. I tillegg kan maskinlæringsverktøy som TIMP presentere trender og tilstand i organisasjonen, slik at det blir enklere å se årsakssammenhenger og sette inn nødvendige tiltak. Det trekkes i tillegg fram at nøyaktighet på estimer, og reduisering av feilmarginer er muligheter fremover. Det nevnes blant annet:

*“Vi produserer en betydelig større datamengde på kortere tid som grunnlag for å gjøre kjappere og mest sannsynlig mer presise beslutninger for fremtiden.”*

En av informantene fra Arbeidstilsynet har sett stor intern økning av effektivitet i organisasjonen. Verktøyet er treffsikkert, og som et resultat av det, brukes det mindre ressurser på forberedende prosesser før inspeksjoner. Det påpekes i tillegg viktigheten ved implementering av ML-verktøyet som er med på å bygge opp intern kompetanse for videre utvikling i nye prosjekter.

Det ble trukket fram flere utfordringer ved bruk av ML blant intervjuobjektene. Spesielt nevnes det kompleksitet og konsekvenser av beslutninger. En informant mener at mennesker generelt er dårlige til å se konsekvenser av et komplekst system, og det kan derfor antas at risikoen har økt i noen tilfeller ved bruk av ML. Dette innebærer at et komplekst system blir mer komplekst, grunnet den iboende kompleksiteten til ML. Dette er noe som også andre informanter nevner og trekker fram utfordringer ved å endre slike verktøy etter lansering. ML kan ofte være innviklet, og i mange tilfeller er det bare fåtall av personer som har nok forståelse til å kunne endre koden eller algoritmen i ettertid. En informant fraråder dermed bruk av ML hvis ikke det er nødvendig, for å unngå unødig kompleksitet. Det sies blant annet:

*“Hvis den er 2% bedre, men 10% mer kompleks er det ikke sikkert at det er den beste algoritmen.”*

I Figur 31 oppsummeres funnene rundt hvilke effekter ML har ifølge intervjuobjektene. Denne figuren visualiserer kvalitative data, og kan ikke anses som kvantitative funn. Sporbarhet er en effekt som kun nevnes av intervjuobjekt 2. I denne sammenhengen innebærer denne effekten sporbarhet av arbeidet. Ved bruk av et ML-verktøy vil arbeidet bli sporet og loggført i programmet, noe som kan øke kvaliteten til organisasjonen. Det er en enighet om at ML vil bidra til en effektivisering av beslutningsprosesser. De neste to punktene med høy grad av enighet er redusert ressursbruk og større grunnlag for beslutninger. Neste punkt bedre tids- og kostnadsestimater omfatter minsket usikkerhet rundt faktorene tid og kostnader. Ved bruk av ML kan man redusere usikkerheten for bedre prediksjoner på disse områdene. Det siste punktet som nevnes er høy grad av

kompleksitet. Her setter intervjuobjektene spørsmål ved bruk av ML i komplekse verktøy. De negative konsekvensene ved feil, kan utligne de positive effektene ML-verktøyet har i normal drift. Dermed er informantene tvilsomme ved bruk av ML hvis det ikke er full forståelse, eller når kompleksiteten i verktøyet er høy.

Effekter Intervjuobjekter	Sporbarhet	Effektivisering av beslutningsprosess	Redusert ressursbruk	Større grunnlag for beslutninger	Bedre tids- og kostnadsestimater	Høy grad av kompleksitet
Intervjuobjekt 1		X	X	X		
Intervjuobjekt 2	X	X	X	X		
Intervjuobjekt 3		X	X			
Intervjuobjekt 4		X	X	X		
Intervjuobjekt 5		X			X	
Intervjuobjekt 6		X	X			X
Intervjuobjekt 7						X
Intervjuobjekt 8		X	X	X		
Intervjuobjekt 9				X	X	

Figur 31: Oppsummering av effekter

#### 6.1.4 Muligheter for organisasjoner ved bruk av ML

Maskinlæring kan åpne opp for nye muligheter når det gjelder risikobilde, effektivitet og bedre beslutningsstøtte. En av mulighetene som fire av intervjuobjekter påpeker, er effektiv og tilpasset sortering av informasjon. I tillegg nevnes det muligheter knyttet til bearbeiding av informasjon. Dette er ettersom en del data kommer som rå tekst som må bearbeides manuelt. Maskinlæring kan føre til at denne prosessen blir automatisert og dermed mer effektiv. Et eksempel som nevnes av et intervjuobjekt:

*“For eksempel når jeg er elektroingeniør [...] Maskinlæring hjelper meg med å hente informasjon relatert til faget mitt, eller til det jeg søker på [...] Det er for eksempel, jeg*

*trenger ikke å reise offshore eller reise til stedet, jeg kan se hvordan virkeligheten er med real data. Da kan jeg ta beslutninger raskere her [på stedet], enn å vente til jeg går inn der [offshore].”*

Et område som flere intervjuobjekter nevner er kostnadsreduisering. Et intervjuobjekt trekker fram at bruk av ML kan føre til reduserte kostnader både for organisasjonen og samfunnet generelt. Dette er ettersom man ikke trenger å for eksempel samle en tokt (sjøreise eller ferd til sjøs) for å ta prøver. Ved hjelp av digital teknologi kan man istedenfor brukere glide som er mindre kostbare i drift. Intervjuobjekt 3 og 6 ser i tillegg en høy overføringsverdi med tanke på kostander ved innhenting av kunnskap fra ulike felter og opparbeiding av en langtidsserie. Dette fører til at en kan fange erfaringer bedre, og anvende disse på en bedre måte.

Fire av intervjuobjekter mener at ved bruk av maskinlæringsverktøy videre, vil det påvirke beslutningsprosessen positivt. Dette innebærer både økt effektivisering og optimalisering av beslutningsprosess. Et intervjuobjekt nevner blant annet ved bruk av ML-verktøyene OPT og TIMP får man mye “gratis” informasjon fra verktøy. Programmet ekstraherer informasjonen man trenger for å ta en beslutning, slik at man unngår å søke manuelt.

Et annet aspekt som nevnes omhandler prediktivt vedlikehold og rutinemessige prosesser. En informant forteller at man kan innhente informasjon om tilstand på vifter i en tunnel, og dermed være i forkant for å skifte ut utstyr ved feil. To av intervjuobjektene nevner at ved hjelp av ML kan en oppnå mindre manuelt arbeid og prosessering av større datamengder. Begge intervjuobjektene nevner at det kan igjen føre til reduserte kostnader og bedre vedlikeholdsplanlegging. Et eksempel på dette kan være:

*“For eksempel, hva enn det er som feiler, for å være i forkant for å skifte ut utstyr i tunneller, bruer. Særlig i tunneler er det mye å hente [...] Også at vi kan ta med drifts- og vedlikeholdskostnader og informasjonen rundt hvordan ulike elementer er i driftsfasen og i byggefasen, sånn at vi velger materialer og byggemetoder, som holder seg bedre i livsløpsperspektiv.”*

Et aspekt som blir nevnt av blant annet intervjuobjekt 5 og 8 er at maskinlæring i fremtiden kan knytte virksomheter opp mot et prosjekt ved å se på både tid og rom i samme dimensjon. Dette innebærer å være i stand til å knytte opp aktiviteter, virksomheter og objekter som er tilstedeværende i et gitt område på et bestemt tidspunkt.

Gjennom intervjuene har det blitt identifisert syv muligheter ved ML-verktøy, som presenteres i Figur 32. Denne figuren visualiserer kvalitative data, og kan ikke anses som kvantitative funn. Den første muligheten som ML-verktøy kan åpne opp for er effektivisering og optimalisering av beslutningsprosesser. Flere av intervjuobjektene mener at ML kan i fremtiden gjøre det manuelle arbeidet autonomt, og dermed effektivisere beslutningsprosessen. I tillegg nevnes det mer tilpasset informasjon for brukere, samt sortering av relevant informasjon. Kostnadsreduisering er et område som ifølge fire av intervjuobjekter vil forbedres. Dette innebærer at ved bruk av ML vil en være i stand

til å redusere kostnader både for organisasjonen og for samfunnet generelt. Prediksjon av uønskede hendelser og forbedret risikobilde pekes på som muligheter videre av flere intervjuobjekter. De mener at dette er en mulighet som er reelt å oppnå ved å benytte ML-verktøy. To av intervjuobjekter nevner også at ved bruk av ML-verktøy vil en være i stand til å knytte virksomheter opp mot et prosjekt ved å se tid og rom i samme dimensjon. For eksempel ved å få en oversikt over hvilke entreprenører som befinner seg på et anleggsområde samtidig.

Muligheter Intervjuobjekter	Effektivisering av beslutningsprosess	Tilpasset informasjon	Kostandsreduering	Prediksjon av uønskede hendelser	Prediktivt vedlikehold	Tilknytting av virksomheter mot et prosjekt	Forbedret risikobilde
Intervjuobjekt 1	X	X		X			X
Intervjuobjekt 2	X	X					X
Intervjuobjekt 3	X	X	X				
Intervjuobjekt 4	X	X		X			X
Intervjuobjekt 5	X		X		X	X	
Intervjuobjekt 6	X		X		X		
Intervjuobjekt 7	X	X					
Intervjuobjekt 8	X		X			X	
Intervjuobjekt 9		X			X		

Figur 32: Oppsummering av muligheter

## 6.2 Intervju med BA-næringen

Det har blitt gjennomført tre intervjuer med aktører fra BA-næringen som er tilknyttet det samme prosjektet. Funn fra disse intervjuene vil presenteres i dette kapitlet. ML-verktøyet som vil beskrives er ikke ferdigutviklet. Det er dermed fortsatt usikkert hvilken effekt det vil ha på deres organisasjon. Alle intervjuobjektene er knyttet til det samme prosjektet.

### 6.2.1 Maskinlæringsverktøy og beslutningsprosess

Skanska har et pågående prosjekt, “Datadrevet anleggsplass”, presentert i Figur 33. Prosjektet innebærer utvikling av et ML-verktøy for å optimalisere massetransport, samt redusere klimagassutslipp og kostander. Det er et behov og ønske om å redusere tomgangskjøring (maskiner står stille med motor på). Under prosjektet ble det funnet at maskiner på anleggsplass står stille 40-60 % i snitt i hele bransjen. Når man undersøkte denne statistikken grundigere ble det funnet at tomgangskjøring kan deles inn i to grupper: den “gode” og den “dårlige” tomgangskjøring. Den “gode” tomgangskjøringen omhandler henting eller dumping av lass eller start av motoren. I dette prosjektet er fokuset på den “dårlige” tomgangskjøringen som omhandler at maskiner står stille uten grunn.



Figur 33: Datadrevet anleggsplass



I dette prosjektet benyttes ML til å gjennomgå store mengder data og bygge modeller. I dette tilfelle vil man bygge algoritmer som skal detektere den “gode” og den “dårlige” tomgangskjøringen i sanntid, utvikle kart over anleggsveier og drivstoffsmodeller. Ved bruk av ML ser man et potensiale til å effektivisere massetransport, redusere klimagassutslipp og kostnader. Det første området som man bygget en modell på i dette prosjektet var kjøremønsteret i forhold til “fuel consumption live”. ML-verktøyet vil etter hvert være i stand til å anslå “fuel consumption” nøyaktig ved å få kunnskap om kjøremønsteret. Et annet eksempel er signaler som sendes, hvor ML etter hvert vil være i stand til å utvikle et kart. For eksempel hvis det er 500 signaler som krysser, vil ML forstå at det er et kryss der. På denne måten kan man kartlegge både kjøremønstre, og anleggsveier i sanntid for et prosjekt. Brukere av verktøyet vil være alle aktører i anleggsprosjekter hvor man flytter masse. Det kan være både lastebil-, dumpe-, gravemaskinsjåfører, ledelse, logistikk og koordinatører.

Beslutningsprosessen i prosjektet består av fire steg. Det første trinnet omhandler innsamling og presentasjon av data knyttet til prosesser på en anleggsplass. Det andre steget er å konkretisere dataen og vurdere om aktivitetene på anleggsplassen er utført på en tilfredstillende måte. Neste trinn innebærer å komme med forslag til tiltak og endringer. Disse forslagene kan være tilknyttet flytting av maskiner eller utvidelse av anleggsveier. Det siste steget er å gi direkte signaler til sjåførene. Det kan omhandle blant annet om hvor sjåføren skal kjøre eller optimal hastighet til maskinen. Dette gjøres for å optimalisere trafikken og å unngå tomgangskjøring. I fremtiden kan neste steg være å automatisere prosessen, som innebærer at man sender signaler direkte til maskiner istedenfor sjåfører. Beslutningsprosessen vil ikke endres ved bruk av ML, men optimaliseres. Intervjuobjekt 11 nevner i denne sammenhengen:

*“Formen [på beslutningsprosessen] skal ikke bort, men vi skal prøve å hjelpe de med å heller bruke fokus på de viktige avgjørelser og planlegge jobben på de overordnede aktivitetene. Dette kan frigjøre for HMS, istedenfor å kjøre med walkietalkie og måtte kjøre og si at du må bremse ned.”*

### 6.2.2 Påvirkningsfaktorer på beslutningsprosess ved bruk av ML

En av påvirkningsfaktorene som nevnes er tillit. Dette innebærer manglende tillit til maskinlæring og maskinlæringsverktøyet. Intervjuobjekt 11 trekker fram et eksempel, hvor sjåfører ikke har tillit til den dataen som produseres av ML i dag. Dette er noe som kan løses ved å bygge mindre kompliserte ML-verktøy, slik at flere vil ha forståelse av verktøy. Intervjuobjekt 11 nevner i denne sammenhengen:

*“Vi må detektere data selv, så vi har ikke tillit til data som systemet produserer per i dag, så det er en stor utfordring å få tillit til systemet. Det er læringsreise, vi gjør dette for vi tror at vi kan bli mer effektive og bedre, og ha mindre utslipp.”*

En annen påvirkningsfaktor som trekkes fram er tilknyttet datakvalitet. Dette innebærer at datakvaliteten kan være varierende, noe som kan påvirke beslutningsprosessen. Dette

er ettersom manglende datakvalitet kan føre til feile beslutninger. I denne forbindelsen nevner intervjuobjekt 10:

*“Så har vi industrien som har veldig lyst å utnytte styrken med ML; men industriens systemer er ikke nødvendigvis nye eller har sensorer som måler, enten av praktiske årsaker eller mindre opplagte årsaker. Så de får ikke målt det de er interessert i og kontrollere. Og når vi snakker sensorer så har de alle slags mulige feil og personligheter. Mye av dette bidrar til at dataene er mindre bra.”*

### 6.2.3 Muligheter og utfordringer for organisasjoner ved bruk av ML

Det er flere muligheter maskinlæring kan åpne opp for i BA-næringen. Et av områdene som nevnes er forbedret risikobilde. Et eksempel som trekkes fram er overvåking av kjøremønsteret til sjåføren. Man kan overvåke blant annet hastighet, akselerasjon og kontinuerlig vibrasjon. Dette er noe som kan ha en positiv innvirkning på ulykkesrisiko som en bieffekt. I denne sammenhengen nevner intervjuobjekt 11:

*“Det er helt banale ting, men det er folk som kjører for fort eller hardt på maskineriet, som kan føre til at maskineriet går i stykker som kan føre til ulykker, eller høy hastighet som kan føre til ulykker.”*

En annen mulighet ML-verktøyet kan føre til er bedre planlegging og omplanlegging av dagene i et prosjekt. Dette innebærer at sjåførene kan få en oversikt over optimalt veivalg og hastighet. Ved bruk av ML-verktøyet vil en være i stand til å oppnå velplanlagte prosjekter som i tillegg vil ha en positiv effekt på sikkerheten. I denne forbindelse nevner intervjuobjekt 12:

*“Det er kanskje en parallell her i forhold til at vi ser at godt planlagt prosjekt, godt styrte, altså planmessighet, gir også bedre sikkerhet. Hvis dette gir et godt planleggingsverktøy som gjør at her har vi kontroll, vi vet hvem som gjør hva, så gir det noen crossover effekter til sikkerhet.”*

Intervjuobjekt 10 nevner at optimering av systemer er en stor mulighet ved ML i BA-næringen. I prosjekter blir det ofte planlagt langtids- og kortidsplaner, hvorav det kun er kortidsplanene som blir justert etter uforutsette endringer. Ved å ha et verktøy som gjør tilsvarende endringer i langtidsplaner, vil det være mulig å avdekke trender som tidligere ikke har blitt oppdaget og oppnå velplanlagte prosjekter. I denne forbindelsen nevner et intervjuobjekt en utfordring som BA-næringen har i dag:

*“Vi har prosjektører som hver dag sitter og fikser ting som vi ikke har planlagt, vi er gode på å løse problemer. Rørlegger kom ikke i dag, så elektriker må gjøre noe annet, så det finner vi ut av. Og det er vi flinke til, men det er ikke velplanlagte prosjekter, det er problemløsning.”*

Et annet poeng som et intervjuobjekt nevner er prediktivt vedlikehold. I flere tilfeller kan det være lønnsomt for en bedrift å selge en maskin etter tre år, selv om levetiden er

10-15 år. Hvis den overordnede tilstanden kan overvåkes, vil det være mulig å benytte maskiner gjennom hele deres livssyklus.

En siste mulighet som nevnes av intervjuobjekt 10 er CO<sub>2</sub>-kalkulasjoner. Dette er et krav i flere prosjekter, hvor ML kan bidra til å gjøre dette området mer nøyaktig og effektivt. Det blir derfor enklere å se sammenhenger for opphavet til CO<sub>2</sub>-utslipp, i tillegg til å overføre denne kunnskapen til fremtidige prosjekter.

Intervjuobjekt 11 ser et potensial i ML i marginalcaser. Det trekkes fram et eksempel som omhandler klassifisering av kreftsvulster, hvor ML er bedre enn mennesker. Det går også på feedback-loopen hvor man får opp historikken til pasienten. Det som er utfordrende innenfor HMS og særlig alvorlige hendelser, er at det er få caser for å trene opp et verktøy. Man vil derfor ikke være i stand til å utvikle en ML-verktøy som blir mer treffsikker enn en HMS-rådgiver. Når det inntreffer alvorlige hendelser blir disse gransket dypt ved å gå bakover i hele kjeden og analysere situasjonen. For en ML-verktøy er det nødvendig å ha tilgang til all data i sanntid og koble disse sammen.

Det kan være flere utfordringer ved bruk av ML-verktøy i BA-næringen. Noen av disse nevnes av intervjuobjekt 10:

*“Masse utfordringer. Det er tidsmessige utfordringer. Så er det noen praktiske utfordringer som hvor skal de dataene komme fra, hvem skal samle de inn, hvem skal ha bruksrett til modellen, skal det være forskjellige produkter, er datakvaliteten bra nok, har vi nok data.”*

Intervjuobjekt 10 mener derfor at man bør ha forståelse for ML-verktøy og vite om det er sikker i bruk. Dette er noe som vil være en adaptasjonsprosess fremover, hvor man utvikler tilliten til ML. Det er i tillegg nødvendig å ha kunnskap rundt hva ML kan brukes til og ikke. I prinsippet kan ML interpolere, men kan ikke forutsi noe som ikke er innenfor bruksområdet sitt. Ved å bruke ML-verktøy vil det utvikles kunnskap rundt situasjoner hvor man bør være kritisk til slike verktøy. Det settes til slutt et spørsmål rundt energi- og ressursforbruket til ML for å drifte verktøyet kontra resultater fra den.

### 6.3 Workshop

Det har blitt gjennomført tre workshoper, hvor den siste workshopen omhandler presentasjon av foreløpig funn fra intervjuer med andre næringer. Det ble i etterkant av denne presentasjonen avholdt en diskusjon med prosjektpartnere som er Skanska, Norconsult og Sporveien. Funnene fra denne diskusjonen vil presenteres i dette kapitlet.

#### 6.3.1 Overføringsverdi av maskinlæringsverktøy til BA-næringen

Gjennom den tredje workshopen ble det presentert flere ML-verktøy fra andre næringer. Under presentasjonen var det flere diskusjoner knyttet til overførbarhet til BA-næringen, noe som vil presenteres i dette kapitlet.

##### Equinor, OPT

OPT er et maskinlæringsverktøy som benyttes ved planlegging av aktiviteter på et anlegg, presentert i Figur 24. Ved å bruke dette ML-verktøyet kan brukere få en oversikt over tidligere hendelser på liknende aktiviteter, pågående aktiviteter, samt kalkulert relevans. Den kalkulerte relevansen gis av ML-verktøyet basert på funksjonens fellesstrekk og viktighet. Brukere kan gi tilbakemelding på relevansen, noe som fører til at OPT lærer og forbedrer seg kontinuerlig.

Under workshopen trekkes det fram at OPT er et verktøy som kan være delvis overførbar til BA-næringen. Det nevnes av et gruppemedlem at OPT baseres på barrierer som er både definert og anerkjent av organisasjonen. Dette er noe som også kan gjennomføres i BA-næringen. Ved å definere barrierer og sette de opp i et system kan man avdekke flere koblinger. Et eksempel som trekkes fram er koblinger mellom valg i tidlig fase og barrierer knyttet til disse valgene i produksjonsfasen. Et gruppemedlem fra Norconsult mener at ved å utvikle et lignende ML-verktøy kan en oppnå flere fordeler i deres organisasjon. Et slikt ML-verktøy muliggjør å se sammenhenger mellom aktiviteter og barrierer. Dette er noe som kan benyttes som en beslutningsstøtte og bidra til bedre planlegging av aktiviteter. I tillegg nevnes det av Norconsult at ved å bruke ML-verktøy kan en få oversikt over alle aktiviteter og tilknyttede farer. Dette innebærer at en kan få oversikt over de mest risikofylte aktiviteter på en byggeplass, noe som kan føre til at man har større fokus på områder med høy risiko. Dette kan ha en positiv effekt på planlegging av prosjekter og ulykkesrisiko.

Sporveien som er et driftsselskap for kollektivtransport ser i likhet med andre organisasjoner overføringsverdi til BA-næringen. Et av gruppemedlemmene trekker fram et viktig aspekt som bør tas hensyn til ved utvikling og implementering av et lignende ML-verktøy:

*“For oss som er på byggeplassen og bruker en del fremdriftssystemer og planleggingsverktøy, så er det i hvert fall viktig at det er integrert del av det samme systemet, sånn at man slipper å ha to parallelle systemer, hvor det ene systemet er for HMS-biten og det andre for øvrig fremdrift og produksjon.”*

På denne måten mener gruppe medlemmet at brukere vil benytte det nye ML-verktøyet, i motsetning til hvis det blir utviklet et nytt og helt uavhengig system. Dette er ettersom det er mange faktorer å forholde seg til og noen av brukere vil prioritere bruk av eldre verktøy. I tillegg bør det nye ML-verktøyet knyttes til alle faser i et prosjekt: planleggingsfasen, prosjekteringsfasen, byggefasen, samt drift og vedlikehold.

### **Equinor, TIMP**

TIMP er et ML-verktøy som benyttes av Equinor for å få oversikt over tilstanden til et anlegg, presentert i Figur 26. Dette gjøres ved å visualisere tekniske barrierer i et bow-tie-diagram. Disse tekniske barrierene vurderes av både ML-algoritmer og fagekspertene. Som resultat av det settes det en karakter fra B til F på tilstanden til barrieren.

Under workshopen trekkes det fram et viktig aspekt når det gjelder overføringsverdi til BA-næringen. TIMP baseres på en ulykkesmodell, noe som kan være hensiktsmessig å legge til grunn i utvikling av det nye ML-verktøyet i bygg- og anleggsnæringen. Det vil mest sannsynlig være behov for å innføre en annen og mer kompleks ulykkesmodell, ettersom barrierer i BA-næringen og tekniske barrierer i Equinor er forskjellige. Et annet poeng som er viktig å nevne er at BA-næringen er dynamisk i motsetning til olje- og gasssektoren. Det vil derfor være utfordringer knyttet til å utvikle barrierer som er aktuelle for alle typer prosjekter. Ofte har prosjektene i BA-næringen store ulikheter, noe som gjør det vanskelig å standardisere barrierer. Det vil derfor være et spørsmål knyttet til hvilke typer hendelser som kan presenteres, slik det gjøres i TIMP. Hendelsene som en behøver å ha oversikt over er mest sannsynlig tilknyttet arbeidsulykker. Et gruppe medlem nevner i denne sammenhengen:

*“Vi kjenner godt til storulykker VS arbeidsulykker. Jeg opplever at vi ikke har tilsvarende skille i BA som i olje- og gasssektoren [...] For eksempel, et fall fra høyden kan gå veldig galt eller litt galt eller ikke galt.”*

Det menes at det vil være hensiktsmessig å diskutere videre rundt hvordan ML-verktøyet skal skille mellom alvorlighetsgraden til de ulike hendelsene. Dette innebærer at ML bør være i stand til å predikere om hendelsen blir alvorlig, betydelig eller ubetydelig.

### **Arbeidstilsynet**

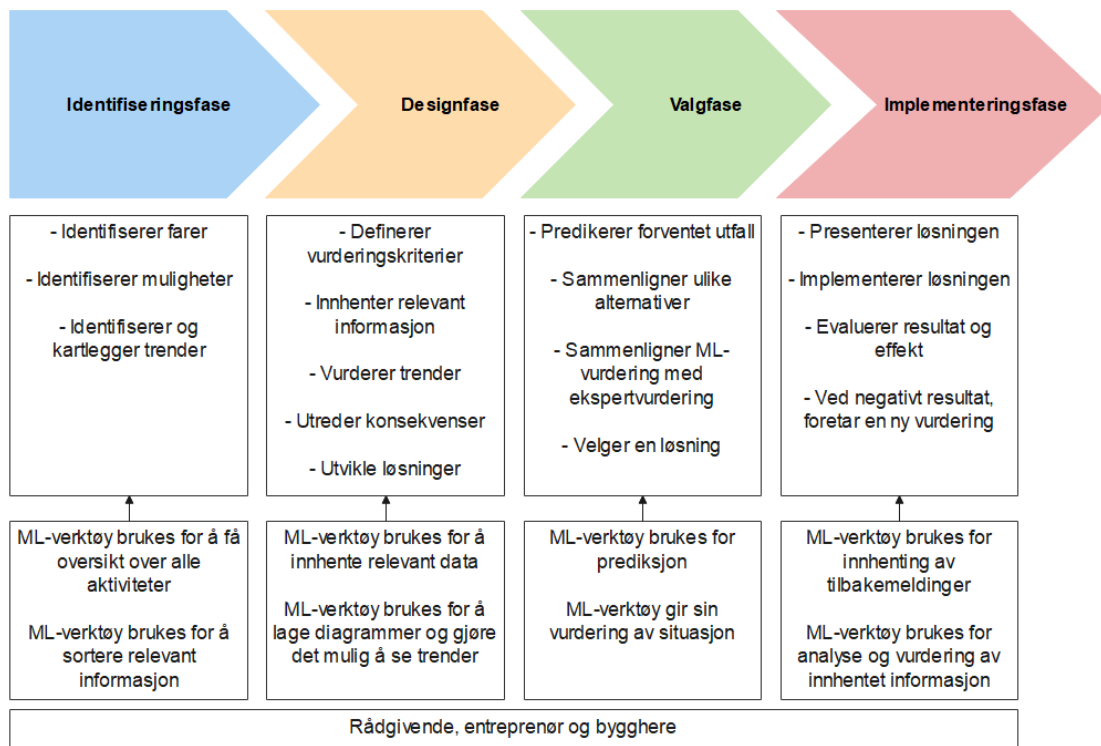
Arbeidstilsynet benytter ML-verktøyet for prediksjon av tilsynsobjekter, presentert i Figur 28. Disse tilsynsobjektene er gruppert etter risiko for å avdekke brudd, hvor inspektørene utfører tilsyn hos virksomheter med størst risiko for alvorlige brudd. Maskinlæringsverktøyet baseres på et dataregister som inneholder blant annet informasjon om alle tilsynsobjekter, tidligere tilsyn og ulike brudd. Denne databasen benyttes for å finne sammenhenger mellom, eksempelvis, størrelse på virksomhet og alvorlighetsgraden til brudd.

Et gruppe medlem fra Skanska nevner at et slikt ML-verktøy har likhetstrekk med deres ønsker. Dette er ettersom det er en stor interesse for å benytte maskinlærings for prediksjon. Det nevnes at man ønsker å benytte ulike parametere for å identifisere hvor en bør

fokusere eller innføre flere sikkerhetstiltak. Et gruppe medlem kommenterer at Arbeidstilsynet sine parametere har en direkte kobling mellom indikatorer og resultatet. Med tanke på overføringsverdi til BA-næringen kan det være utfordringer knyttet til valg av parametere. Dette innebærer at man enda ikke har avdekket direkte koblinger mellom parametere og resultatet i BA-næringen. Likevel er Arbeidstilsynet sitt ML-verktøy noe som kan være til inspirasjon for det nye ML-verktøyet i bygg- og anleggsnæringen.

### 6.3.2 Muligheter og utfordringer for beslutningsprosessen i BA-næringen ved bruk av ML

I oppgaven er det et stort fokus på ulike beslutningssituasjoner. Det tas utgangspunkt i Simon *et al.* (1977) sin modell av beslutningsprosess. I Figur 34 er det presentert de ulike fasene i en beslutningsprosess som er tilknyttet funn fra intervjuene med andre næringer. I tillegg er ML knyttet til hver fase, presentert i de nederste boksene.



Figur 34: Beslutningsprosessfaser og workshop

Norconsult jobber med digitalisering for å forenkle prosjektering generelt, og det sees en mulighet for å trekke inn sikkerhet i større grad. I lys av Figur 34 og beslutningsfasene trekkes det fram av Norconsult:

*“Hvis jeg skal trekke paralleller til prosjekteringsdeler hos oss, så tror jeg at det er et stort potensial for ML, særlig i identifiserings- og designfasen.”*

Gjennom *identifiserings-* og *designfase* sees det en mulighet for å bruke ML til å identifisere farer og velge løsninger. I *valg-* og *implementeringsfasen* er det prosjektorganisasjon som samarbeider med byggherre for å ta beslutninger. I disse fasene kan ML brukes til å se hvilke effekter som kommer av valg man tar i prosjekteringsfasen. ML kan bidra til å innhente og analysere denne informasjonen, slik at man får tilbakemeldinger om hva som fungerer og ikke. I tillegg vil en tilknytting til hvilken fase valget ble gjort i, være et viktig aspekt. På denne måten kan en øke erfaringsgraden, kunnskap og kompetansenivå innad i organisasjoner som tilbyr rådgivning. Et gruppe medlem sier i denne sammenhengen:

*“Vi tar ulike beslutninger i ulike faser, så det å skille mellom beslutninger som tas i tidlig fase og mer detaljprosjekter er også viktig. For da vil man oppleve større relevans.”*

Norconsult bringer opp flere eksempler for bruk av ML i arbeidshverdagen. Eksempelvis, ved bygging av jernbaner hvor man ser på ulike traseer, og har behov for å finne en trasé som fungerer. Her er det store mengder offentlig kartdata om grunnforhold, ras- og skredfare, samt eksisterende infrastruktur. Foreløpig samles denne informasjonen manuelt, noe som er mulig å automatisere ved bruk av ML. Eksempelvis kan maskinlæring presentere forslag til valg eller alternativer for traseer. Dette gjøres basert på mulige konflikter og risiko med eksisterende informasjon om området. Deretter, kan fagekspertene vurdere denne informasjonen og ta beslutninger. Et annet gruppe medlem nevner at det kan være utfordrende for maskinlæring å komme med forslag til løsninger. Dette er ettersom en må ta hensyn til prosjektspesifikke detaljer. ML bør dermed kun benyttes til å innhente og ekstrahere informasjon.

Sporveien har et ønske om å standardisere prosjekter, men setter spørsmål ved gjennomførbarhet av dette, ettersom prosjekter i BA-næringen er dynamiske. Likevel vil det være stor verdi ved høy grad av standardisering, ettersom det blir enklere å forholde seg til regler og forskrifter. Dette innebærer et program som er inspirert av OPT, hvor man enkelt kan navigere i datasettet og få tilpasset informasjon for ulike aktiviteter.

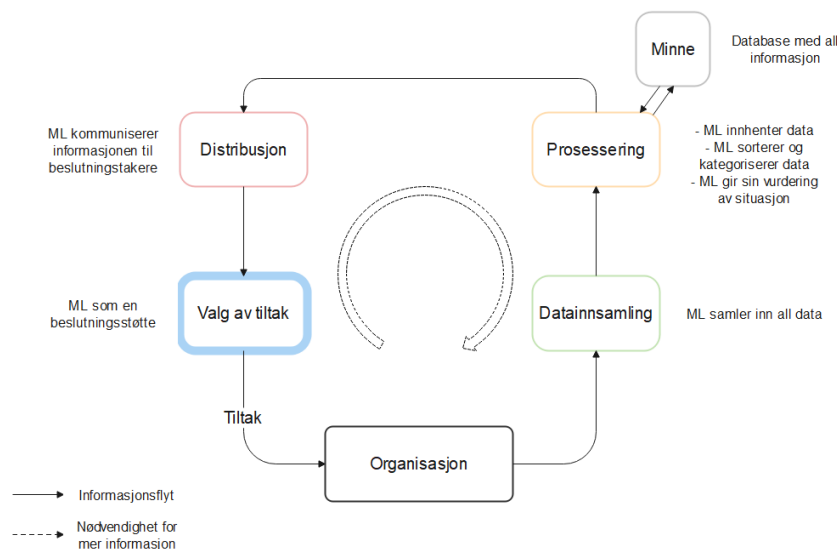
Noen av mulighetene som ble presentert under workshopen omhandlet effektivisering av beslutningsprosess, bedre tilpasset informasjon, kostnadsreduksjon, prediksjon, samt forbedret risikobilde. Utover disse mulighetene drøftet gruppe medlemmene hvilke andre muligheter ML kan åpne opp for. Blant disse er det erfaringsoverføring, læring og kompetanseheving. Foreløpig utføres prosessen med å se hvilke type hendelser som har verdi til nye prosjekter manuelt. Dette er noe som er ineffektivt og tidskrevende. I slike tilfeller vil ML bidra til å realisere arbeidet med å sortere den relevante informasjonen, i tillegg til å øke den interne kompetansen til ansatte i organisasjonen.

## 7 Diskusjon

Anvendelse av ny digital teknologi, deriblant maskinl ring, bidrar til en endring i flere n ringer, og et av omr dene som p virkes er beslutningsprosesser. Denne p virkningen p  beslutningsprosesser vil presenteres i dette kapitlet gjennom to ulike modeller: sikkerhetsstyringssystem og beslutningsprosess. Dette gj res for   koble sammen et teoretisk rammeverk innenfor sikkerhet sammen med beslutningsprosessen. Gjennom sikkerhetsstyringssystemet vil det presenteres bruksomr der for ML, som videre vil utdypes gjennom beslutningsprosess-modellen utviklet av Simon *et al.* (1977). Ulike verkt y som presenteres benytter flere digitale teknologier, deriblant ML. For   forenkle begrepsbruken vil alle disse verkt yene, modellene og systemene kalles for ML-verkt y. Det vil videre diskuteres rundt mulighetene og utfordringene, samt p virkningsfaktorene i hver fase. En slik oppdeling av kapitlet gj res for   unng  repetisjon og for   tydeliggj re p virkningen ML har p  beslutningsprosessen. Diskusjonskapitlet vil avsluttes med oppsummerende svar p  de tre forskningssp rsm lene som ligger til grunn for oppgaven og besvare problemstillingen som er: *Hvordan kan maskinl ring bidra til bedre beslutningsst tte for   redusere ulykkesrisiko i bygg- og anleggsbransjen?*

### 7.1 Sikkerhetsstyringssystem

Sikkerhetsstyringssystem er en teoretisk modell som består av fire steg: datainnsamling, prosessering, distribusjon og beslutning. Disse stegene g r ut p    samle inn data, sortere relevant informasjon, kommunisere denne til beslutningstakere som til slutt, tar et valg og innf rer n dvendige tiltak. I Figur 35 presenteres dette systemet sammen med maskinl rings tilknytting til hvert steg.



Figur 35: Sikkerhetsstyringssystem og ML



### 7.1.1 Datainnsamling

Den første fasen i en sikkerhetsstyringssystem er datainnsamling, hvor ML samler inn all registrert data. Denne dataen kan omhandle uønskede hendelser, ulykker, inspeksjoner og risikoanalyser. Man kan dermed ha digitale verktøy som benytter ML-algoritmer for innsamling av informasjon, som senere lagres i databasen. OPT, som brukes i Equinor, kan være et eksempel på hvor en benytter ML for innsamling av all informasjon. Gjennom ML bruker man uutnyttet informasjon i form av, eksempelvis, Excel-ark, tekstfiler eller ulykkesgranskninger. Et lignende bruksområde for maskinlæring er også noe som presenteres i rapporten til Singh *et al.* (2021). Maskinlæringsverktøy i studiet er “Road predict”, hvor ulike komponenter i ML-verktøyet kommuniserer med hverandre. De komponentene kan være sensorer, kjøretøy og veien. Veinfrastruktur har innebygde algoritmer for å motta data fra kjøretøy, for å deretter kommunisere denne sanntidsdataen til skyserveren. Dette er et eksempel på maskinlæringens bruksområde for innsamling av data, som i neste steg vil analyseres.

### 7.1.2 Prosessering og minne

Det neste steget omhandler prosessering. Maskinlæring kan prosessere all innhentet data fra det forrige steget. ML kan dermed benyttes til å sortere og kategorisere data, eksempelvis, etter alvorlighetsgraden til ulykker eller uønskede hendelser. Den analyserte dataen sendes deretter videre til minne som er en database. I Equinor er denne databasen Synergi, hvor informasjonen er gruppert etter egenskaper. Denne databasen benyttes av ML for å innhente læring fra tidligere hendelser og kan dermed føres tilbake i systemet. Informasjonen i Equinor blir sortert etter blant annet alvorlighetsgraden og relevans. Alawad *et al.* (2019) har gjennomført en studie som omhandler å forbedre sikkerhet på jernbanestasjoner ved å benytte ML for å klassifisere hendelsesdata. Klassifiseringen av innsamlet data gjør at den blir enklere å anvende i videre analyser og kan bidra til å redusere ulykkesrisiko.

### 7.1.3 Distribusjon

Distribusjon er det tredje området, hvor det kommuniseres klassifiserte data som informasjon til beslutningstakere. I slike tilfeller vil det være fordelaktig å benytte maskinlæring og annen digital teknologi for å oppnå sanntidsrapportering. Ved sanntidsrapportering vil informasjonen være oppdatert og representativ for nåværende situasjoner. Akvaplan-niva har innført ulike typer digital teknologi, deriblant maskinlæring, i sine miljøanalyser. Dette har ført til at man er i stand til å effektivisere kommunikasjonsprosessen og har tilgang til en “near-real time”-data. I rapporten til Singh *et al.* (2021) presenteres det at informasjonen kommuniseres direkte til skyserveren som nødetatene har tilgang til. Dette fører også til at man har mer representativ data, noe som kan ha en positiv effekt på beslutningstaking og sikkerhet.

### 7.1.4 Valg av tiltak

Den siste fasen i et sikkerhetsstyringssystem er valg av tiltak. En utfordring som ofte kan oppstå ved bruk av sikkerhetsstyringssystem er at en overser denne fasen. Dette er ofte tilfelle, ettersom en fokuserer på innhenting og analyse av mest mulig data. Likevel er det nødvendig å nevne at denne fasen bør ha større fokus enn de tre tidligere stegene. Dette er ettersom målet med datainnsamling, prosessering og distribusjon er å forbedre og effektivisere beslutningsprosessen. Etter at beslutningstakere har tatt et valg, vil nødvendige tiltak innføres i organisasjonen, som illustrert i Figur 35.

## 7.2 Beslutningsprosess

Beslutningsprosessen som benyttes er utviklet av Simon *et al.* (1977) og består av fire faser: *identifiseringsfase*, *designfase*, *valgfase* og *implementeringsfase*. Maskinlæring kan benyttes i flere av disse fasene. I dette kapitlet vil det utforskes hvilke bruksområder som er relevante for de ulike fasene, samt de tilknyttede mulighetene og utfordringene. I tillegg vil det foreslås mulige bruksområder til maskinlæring i BA-næringen og mulige effekter.

### 7.2.1 Identifiseringsfase

I *identifiseringsfasen* viser funn fra intervju at ML kan forandre den tradisjonelle prosessen. Noen av stegene i denne fasen kan automatiseres ved bruk av ML-verktøy. Eksempler på dette kan være sortering av informasjon, kartlegging av trender, samt identifisering av farer og muligheter. Som påpekt av Larose og Larose (2014) er en av styrkene til maskinlæring klassifisering og gruppering av informasjon. Dermed vil det være en naturlig applikasjon av de nye mulighetene som ML bidrar med. Eksempelvis har Arbeidstilsynet utarbeidet et ML-verktøy som automatiserer en del av arbeidet som tidligere har vært utført manuelt. Dette ML-verktøyet analyserer hvor inspektører bør utføre tilsyn. ML-verktøyet innhenter all informasjon og vurderer sannsynlighetsgraden av lovbrudd i virksomheten basert på tidligere registrerte brudd i tilsvarende organisasjoner. Dette gjøres basert på flere parametere som, eksempelvis, størrelse på virksomhet og alvorlighetsgraden til brudd. Gjennom litteraturgjennomgangen er det påvist at denne anvendelsen av ML er nyttig og utbredt. Eksempelvis anvendes det av Singh *et al.* (2021) for sanntidsrapportering i trafikken og Yu og Zhou (2019) benytter ML for å avdekke de største konfliktpunktene i trafikken i Kina. I disse eksemplene benyttes klassifisering og gruppering først for innsamling av data, deretter anvendes informasjonen for å fatte en beslutning.

Med tanke på overførbarhet til BA-næringen kan ML-verktøyet til Arbeidstilsynet være til inspirasjon. I dette tilfellet kan byggherre og entreprenør få oversikt over alle prosjekter og gi en indikasjon på hvor det er størst behov for innføring av tiltak. Dette kan føre til at byggherren vil få bedre oversikt over prosjekter, samt økt grad av erfaringsoverføring og erfaringsdeling mellom de ulike prosjektene. Dette er noe som kan påvirke kommunikasjonen mellom aktørene positivt. Kommunikasjon er en viktig påvirkningsfaktor for

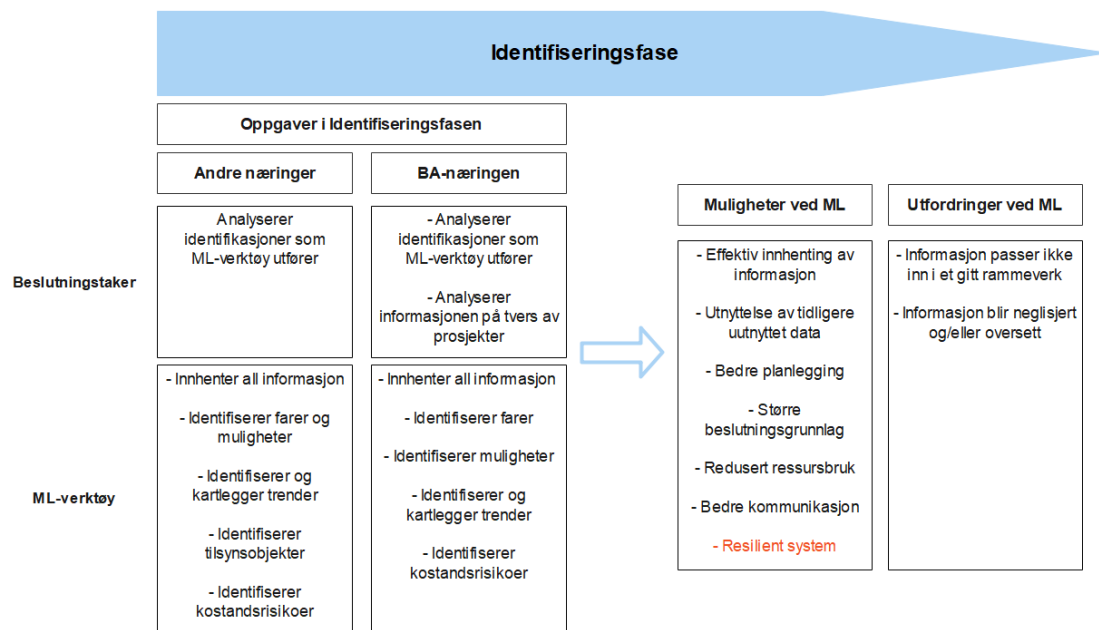
beslutningsprosessen og selve beslutningen som fattes til slutt. Forbedret kommunikasjon mellom beslutningstakere kan øke kvaliteten på løsningen, slik at alle nyttige detaljer blir tatt med.

En utfordring som kan være tilknyttet overførbarhet til BA-bransjen er å finne parametere som skal benyttes i ML-verktøyet for innsamling av data. Denne utfordringen nevnes også av Xu *et al.* (2021). Det trekkes fram i studien at BA-næringen har et komplekst og dynamisk byggeplassmiljø, noe som kan være utfordrende for innhenting av data til ML-verktøyet. Det konkluderes med at noen av utfordringene kan løses ved hjelp av en komplett database, hvor flere aktører i fellesskap utvikler denne. Schwarz og Sánchéz (2015) nevner flere av de samme mulighetene og utfordringene. Det blir i tillegg påpekt at sikkerheten kan øke ved å benytte kvantitative data, noe som ML muliggjør. ML-verktøy kan dermed benyttes som en beslutningsstøtte for eksempel for prosjektledere i BA-næringen. Mohammadpour *et al.* (2019) trekker også fram flere muligheter og utfordringer med tanke på maskinlæring. Det nevnes at AI, deriblant maskinlæring, kan vurdere flere løsninger samtidig og velge ut de beste alternativene, eksempelvis, i prosjektplanlegging. Likevel kan det være utfordringer knyttet til å finne måter for innsamling av data og transformering av den. Dette bør studeres nærmere slik at man får utnyttet alle mulighetene som ML kan medføre.

Med tanke på *identifiseringsfase* kan ML-verktøy føre til bedre og mer effektiv planlegging av prosjekter. Dette gjøres gjennom at ML-verktøy danner et større beslutningsgrunnlag ved å automatisere innhenting av informasjon, samt benytter data som tidligere har vært uutnyttet. Ved å se på denne muligheten kan en avdekke sammenheng med RE-perspektivet sitt første steg som er “læring” (Hollnagel *et al.*, 2006). Dette steget omhandler bruk av tilgjengelig informasjon for å øke erfaringsoverføring, noe som kan muliggjøres ved økt beslutningsgrunnlag som dannes av ML-verktøy. Større beslutningsgrunnlag ved bruk av ML trekkes også fram av Alawad *et. al* (2019) og Obradović *et al.* (2014). I disse studiene benyttes maskinlæring til å analysere store mengder data og se etter mønstre, og dermed utnytte all data som tidligere ikke har blitt brukt og avdekke koblinger. Likevel kan bruk av ML føre til flere utfordringer som er tilknyttet klassifisering og gruppering. Under innhenting av informasjon kan noen detaljer bli oversett av ML. Dette kan skje i tilfeller hvor data ikke passer inn i et gitt rammeverk, som har blitt definert under opplæring av ML-verktøy. I denne sammenhengen kan det medføre at relevante detaljer blir neglisjert og oversett, slik at man ikke har tilfredstillende datakvalitet. Dette er en påvirkningsfaktor som står sentralt i *identifiseringsfasen*. Feil eller manglende datakvalitet som blir innhentet av ML kan medføre feil beslutningsgrunnlag videre i prosessen. Informasjonsperspektivet som er definert av Turner og Pidgeon (1997) vil i dette tilfelle være et aktuelt sikkerhetsperspektiv. En av informasjonssviktene kan være at data er tilgjengelig, men ikke passer inn i fortolkningsrammer. Dette kan føre til at den blir misforstått og neglisjert. Det er dermed et behov å ha stort nok datasett og et veldefinert rammeverk, slik at man utnytter mulighetene til ML.

Funn fra intervju og litteraturgjennomgang presenterer at ML kan forandre den tradisjonelle tilnærmingen til *identifiseringsfasen*. Dette medfører at beslutningstakere vil ha

mulighet til å fokusere på andre områder i denne fasen, illustrert i Figur 36. Noen av oppgavene til brukere kan være å analysere informasjonen som ML-verktøyet presenterer. En slik endring kan føre til effektivisering og redusert ressursbruk for å identifisere farer og muligheter. I tillegg vil man være i stand til å utnytte all tilgjengelig informasjon og dermed oppnå større beslutningsgrunnlag, bedre planlegging og kommunikasjon. Det er viktig at man i denne fasen er oppmerksom på de utfordringene som er nevnt, som for eksempel neglisjering av data. I Figur 36 er punktet “resilient system” markert med rødt. Dette gjøres for å markere at det samme punktet vil forekomme i alle fire fasene i en beslutningsprosess.



Figur 36: Endring av identifiseringsfase samt muligheter og utfordringer

## 7.2.2 Designfase

Stegene i *designfasen* omhandler definering av vurderingskriterier, innhenting av relevant informasjon, vurdering av trender, konsekvensutredning og til slutt utvikling av løsninger. Funn fra intervjuene viser at i denne fasen kan ML benyttes for innhenting av relevant data, utvikling av diagrammer og visualisering av trender. Utvikling av løsninger er foreløpig ikke en utbredt oppgave til ML-verktøy, men dette kan realiseres ved videre bruk. I likhet med *identifiseringsfasen* er klassifisering og gruppering noen av ML sine styrker som kan benyttes i denne fasen (Larose og Larose, 2014). I tillegg kan regresjon brukes for å avdekke årsakssammenhenger i *designfasen* (Maulud og Abdulazeez, 2020). Gjennom regresjonsalgoritmer kan en presentere eller predikere forhold mellom ulike typer data.

Equinor sitt ML-verktøy, TIMP, er et eksempel på bruk av klassifisering, gruppering og regresjon. TIMP benyttes for å få oversikt over et anlegg ved å se på tilstanden til

tekniske barrierer. På denne måten kan brukere utføre vurderinger og utrede konsekvenser ut ifra informasjonen som presenteres i ML-verktøyet. Dette er noe som benyttes av aktører i flere nivåer i organisasjonen, men spesielt av lokal anleggsledelse. En artikkel fra litteraturgjennomgangen som kan være relevant med tanke på bruksområder for ML i denne fasen er Fan *et al.* (2019). I denne studien benyttes maskinlæring til klassifisering, gruppering og regresjon for å utforske “black spot”-identifisering i trafikk. Dette gjøres gjennom å benytte ML for å innhente og gruppere relevant data, og deretter se etter årsaksammenhenger i form av trafikkulykker i både tid og rom. Liknende konsepter har vært utviklet tidligere, men den store datamengden som nå er tilgjengeliggjort, medfører større treffsikkerhet, samt et mer dynamisk og adaptivt ML-verktøy. Dette innebærer bedre prediksjoner og beslutningsgrunnlag, samt redusert grad av ulykkesrisiko.

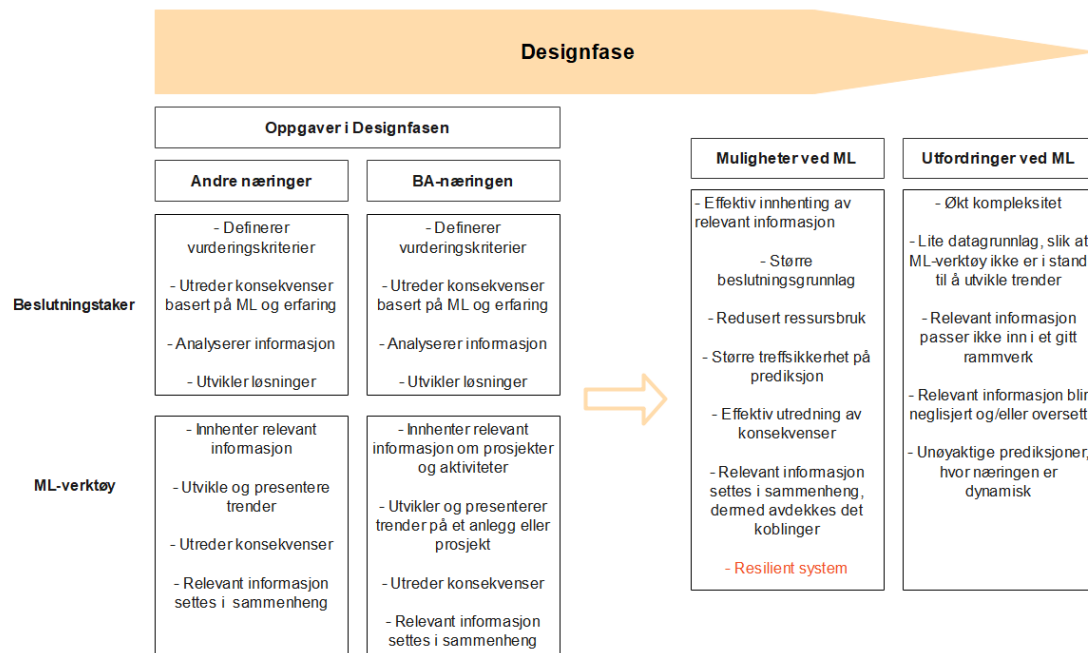
Et ML-verktøy for BA-næringen som kan være til inspirasjon på flere måter er TIMP som baseres på en ulykkesmodell. Det er uttrykt gjennom intervju med BA-næringen og workshops at det er et behov for å utvikle et nytt ML-verktøy i BA-næringen for å redusere ulykkesrisikoen. Det vil derfor være hensiktsmessig å ha en ulykkesmodell til grunn for dette nye verktøyet. Denne ulykkesmodellen vil sannsynligvis være mer kompleks og sammensatt enn et bow-tie-diagram som ligger til grunn i TIMP. Dette er ettersom TIMP er utviklet for olje- og gassnæringen som er mer statisk, mens BA-næringen er mer dynamisk. Det bør dermed være en ulykkesmodell som inneholder flere komponenter og som kan være mer adaptiv. Paltrinieri *et al.* (2019) nevner også i sin studie at det er fordelaktig å ta utgangspunkt i ulykkesmodeller ved utvikling av ML-verktøy. Ved å ha en teoretisk modell til grunn, vil en være i stand til å knytte sammen den nye digitale teknologien sammen med sikkerhetsbegrepet. Dette er noe som kan påvirke sikkerheten positivt ved videre bruk av ML-verktøy. I tillegg nevner Pan og Zhang (2021) at AI, deriblant ML, kan være i stand til å håndtere mer komplekse og dynamiske utfordringer i motsetning til tradisjonell håndtering. Likevel er det viktig å nevne at implementering av komplekse verktøy kan medføre noen utfordringer. Maskinlæring har høy grad av iboende kompleksitet, noe som innebærer at kompleksiteten vil øke ytterligere. Et resultat av det kan være at brukere ikke vil ha forståelse av verktøyet og ikke være i stand til å utrede konsekvenser ved svikt, som er en av oppgavene i *designfasen*. Ved utvikling av barrierer for et ML-verktøy i BA-næringen kan det oppstå utfordringer. Dette er ettersom aktiviteter og prosesser er dynamiske, har høy grad av kompleksitet og flere ulikheter kontra et statisk system. Likevel kan disse tekniske barrierene som benyttes i TIMP ha overføringsverdi til BA-næringens barrierer. En inspirasjon til definisjon av disse kan finnes i studien til Kjellén (2021). Gjennom denne studien har det blitt utviklet flere sjekklister for ulike aktiviteter og prosesser som utføres i BA-næringen.

Det har blitt avdekket flere relevante artikler med tanke på bruk av ML i BA-næringen i *designfasen*. En av disse er Zhu *et al.* (2021) som studerte hvordan ML kan benyttes i konstruksjonsulykker. ML-verktøyet i denne studien benyttes til innsamling av relevant data og prediksjon av risikograden. ML-verktøy kategoriserer data på ulike områder, for å deretter utføre en prediksjon på ulykkesrisiko ved aktiviteter. Studien konkluderer med et sett regler for vurderinger av ulykkesrisiko. Det nevnes at basert på disse vil en være i

stand til å oppnå en dynamisk vurdering, slik at ML kan bli en bedre beslutningsstøtte. Dette kan sees i sammenheng med RE-perspektivets fjerde punkt som omhandler å “forutse” (Hollnagel et al., 2006). Her vil prediksjon av ulykker og tilknyttede konsekvenser være relevant. ML kan benyttes for simulering av ulike situasjoner, slik at en kan forberede seg på uforutsette scenarier. På denne måten kan man sette inn tiltak tidligere for å redusere konsekvenser og oppnå et mer resilient system. I tillegg har Choi *et al.* (2020) gjennomført en studie rundt ML-verktøy. Studien konkluderer med at de to viktigste faktorene som bidrar til høyere risiko er årstid og størrelse på bedriften. ML-verktøyet kan avdekke slike faktorer i hvert prosjekt, og man vil dermed være i stand til å implementere tiltak tidligere i prosjektløpet.

En utfordring tilknyttet prediksjon som nevnes av intervjuobjekter i BA-næringen er mengde caser innenfor HMS og særlig alvorlige hendelser. I tilfeller hvor det er få caser vil man ikke være i stand til å utvikle ML-verktøy som er mer treffsikre enn en HMS-rådgiver. For å utnytte muligheter som maskinlæring åpner opp for, bør det derfor være et stort antall hendelser, slik at ML-algoritmer blir trent opp og får nøyaktige prediksjoner. For å håndtere informasjon, bør en i tillegg være i stand til å både forstå hva som kan gå galt, samt se sammenhengen mellom årsaker og virkninger. Ifølge informasjonsperspektivet er en av hovedformene for informasjonssvikt at relevant data indikerer at noe er i ferd med å utvikle seg, men blir ikke kombinert eller sett i sammenheng (Turner og Pidgeon, 1997). Benyttelse av maskinlæring, som sorterer data og danner koblinger, sammen med annen digital teknologi, kan øke sannsynligheten for at relevant informasjon settes i sammenheng. Likevel er det nødvendig å nevne at informasjonen som blir behandlet av maskinlæring ikke alltid passer inn i gitte rammer. Dette kan derfor føre til at relevant informasjon blir neglisjert eller oversett.

Empirien i form av intervju og litteraturgjennomgang viser at maskinlæring kan forandre stegene i *designfasen*, presentert i Figur 37. Ved bruk av ML kan prosessen med innhenting av relevant data bli automatisert og effektivisert. Dette er ettersom maskinlæring kan utføre gruppering, klassifisering og regresjon etter relevans. I tillegg vil ML være i stand til å presentere trender på ulike aktiviteter, noe som kan forenkle arbeidet med å utvikle vurderingskriterier. Dette kan føre til endringer av tradisjonelle arbeidsoppgaver. Et eksempel kan være at maskinlæring tar over innhenting og visualisering av relevant informasjon, slik at brukeren kun fokuserer på kvaliteten av arbeidet som er utført av ML. Dette medfører effektivisering og redusert ressursbruk i *designfasen*. Likevel kan maskinlæringsverktøy medføre flere utfordringer i denne fasen. Situasjoner i BA-næringen er dynamiske og har flere ulikheter kontra mer statiske systemer. Dermed kan det oppstå utfordringer rundt prediksjon av alvorlighetsgraden eller ulykker, spesielt hvis systemene er påvirket av komplekse interaksjoner. I tillegg kan økt automatisering bidra til at relevante detaljer blir oversett, hvis ML ikke er i stand å gruppere informasjonen korrekt. Disse detaljene kan ha blitt avdekket manuelt av en fagekspert. En slik utfordring kan påvirke beslutningsgrunnlaget negativt, ettersom ML ikke vurderer all informasjon.



Figur 37: Endring av designfasen samt muligheter og utfordringer

### 7.2.3 Valgfase

I *valgfasen* er det flere arbeidsoppgaver som utføres. Forventet utfall predikeres, mulige alternativer sammenlignes, ML-vurdering vurderes opp mot ekspertvurderinger, og ut ifra dette velges det en løsning. Fra intervju er det nevnt foreløpige bruksområder til ML; prediksjon og vurdering av situasjon. Larose og Larose (2014) nevner prediksjon som en av styrkene til ML, dermed kan dette anses som det mest relevante bruksområdet for ML i *valgfasen*.

Fra intervju nevnes det av transportleverandøren at prediksjon brukes i et pågående pilotprosjekt i deres organisasjon. ML skal i dette tilfelle være i stand til å predikere tid for ankomster og adganger når uforutsette endringer oppstår. Hvis en hendelse inntreffer skal programmet predikere et tidsestimat for hvor lenge et gitt kjøretøy blir forsinket. Deretter kan dette benyttes av en eventuell bruker for å gjøre en beslutning basert på ML, samt individuell erfaring og kunnskap. Dette ML-verktøyet fungerer som et hjelpemiddel eller en alternativ måte å presentere informasjon på. Et viktig poeng som påpekes av flere intervjuobjekter er tillit. For å kunne gjøre et valg basert på informasjon fra verktøy som i dette eksemplet, vil tillit til informasjonen som blir presentert være en viktig faktor. Det er også flere faktorer som påvirker tilliten til et slikt verktøy, blant annet datakvalitet og kommunikasjon. Hvis datakvaliteten er dårlig, eller det ikke kommuniseres mellom menneske og maskin, vil ML-verktøyet kunne presentere informasjon som er manglende eller feil. Dette er også noe som er aktuelt i informasjonsperspektivet i tilfeller hvor informasjonen er fullstendig ukjent, ettersom den peker mot hendelser som aldri har

inntruffet tidligere, og som man derfor ikke er oppmerksom på (Turner og Pidgeon, 1997). Dette kan oppstå i tilfeller hvor kommunikasjonen mellom ML-verktøy og menneske er mangelfull, noe som kan resultere i feil vurdering av beslutningstakere.

Andre eksempler som er aktuelle for *valgfasen* er ML-verktøyene OPT og TIMP. Disse gir en vurdering av aktiviteter som planlegges basert på konflikter mellom pågående prosesser og tidligere hendelser. De tidligere hendelsene blir presentert etter deres predikerte relevans, beregnet av OPT. Slike verktøy gir store mengder tilgjengelig og relevant informasjon, og ekstraherer det som anses som viktigst til aktiviteten som skal gjennomføres. Dermed vil arbeidsoppgavene til brukere av et slikt verktøy hovedsakelig omhandle sammenligning av informasjon fra programmet med egen vurdering. Her vil “information overload” være en tilknyttet utfordring. En av informasjonssviktene er at relevant informasjon er tilgjengelig, men blir oversett på grunn av høy informasjonsflyt (Turner og Pidgeon, 1997). I situasjoner hvor det er store mengder presentert informasjon for beslutningstakere, kan det være problematisk å redegjøre for hva som skal prioriteres.

Singh *et al.* (2021) benytter ML for prediksjon av uønskede hendelser i trafikk, og dette kan anses som et typisk eksempel på anvendelsesområder av et ML-verktøy. Her kan prediksjonene bidra til å se sammenhenger og områder som bør fokuseres på. Dette kan gjøre det enklere å sette inn nødvendig tiltak og redusere ulykkesrisiko ved trafikkulykker, som for eksempel å forbedre beredskap. Li *et al.* (2020) benytter et ML-verktøy for flyising. Programmet skal predikere områder for ising, istykkelse og isgrad som dannes på flyet. Dette innebærer at man kan redusere ressursbruken sammenlignet med den tradisjonelle tilnærmingen. I tillegg menes det å kunne øke sikkerheten, selv med mindre ressurser. Disse to anvendelsene av maskinlæring kan gi innsikt i hvordan ML kan benyttes for prediksjon. Peng *et al.* (2019) har også kommet fram til i sin studie at ML kan anvendes for mer treffsikre prediksjoner sammenlignet med tradisjonelle tilnærminger. Som nevnt av Larose og Larose (2014) er prediksjon en styrke som kan benyttes ved bruk ML, og dette er eksempler på anvendelse for å forbedre sikkerhet, redusere ressursbruk og effektivisere valgprosessen. Dette kan knyttes opp mot Resilience Engineerings fjerde punkt som omhandler å “forutse” (Hollnagel *et al.*, 2006). Her menes det å kunne predikere ulykker for å begrense konsekvenser og sette inn tiltak tidligere. På denne måten kan man oppnå et mer resilient system.

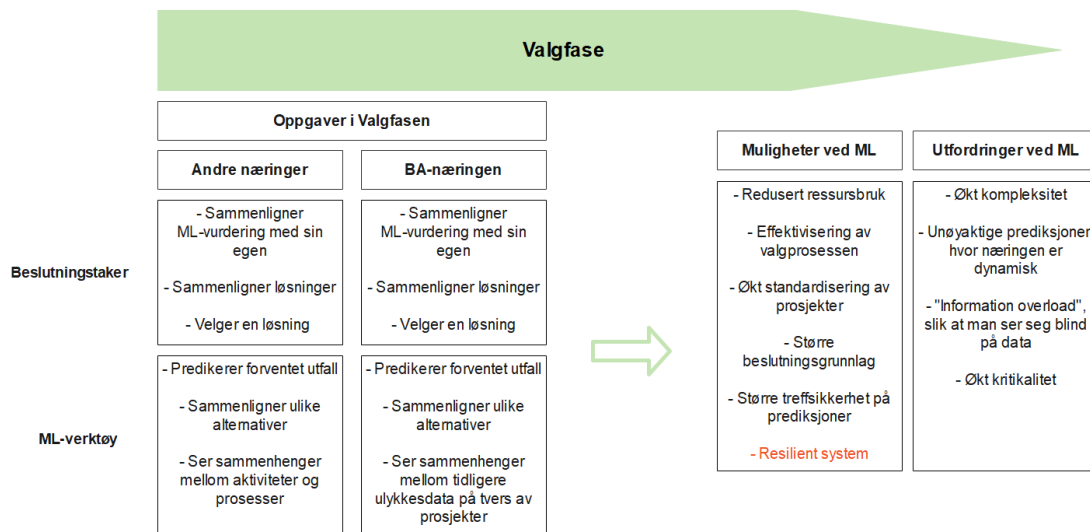
Skanskas pågående prosjekt som omhandler datadrevne anleggsplasser kan gi innsikt og informasjon om hvordan nye digitale teknologier, deriblant ML, kan påvirke BA-næringen fremover. Prosjektets mål innebærer at sjåfører får tilsendt direkte informasjon om hvor og når de skal kjøre på anleggsplassen. Sjåførenes vurdering blir basert på et ML-verktøy. Likevel blir det opp til hver enkelt å gjøre det endelige valget. Ved bruk av ML kan det føre til en effektivisering av både kjøring og beslutningstaking for brukere. I tillegg blir det enklere for anleggsledere å holde oversikt over hvilke aktiviteter som utføres, og hvor raskt det gjøres. Det nevnes av et intervjuobjekt at godt planlagte prosjekter fører til forbedret risikobilde. Dermed kan et slikt verktøy bidra til å redusere ulykkesrisikoen i BA-prosjekter. Likevel kan det være noen utfordringer knyttet til bruk av ML-verktøy i slike tilfeller. Ved å stole blindt på beskjeder en får fra ML, kan en i noen tilfeller se



seg blind på informasjonen som blir gitt. Dermed er det viktig å opprettholde en kritisk tankegang, samt utføre egne vurderinger underveis. En av mulighetene ved bruk av ML som trekkes fram i workshops er økt standardisering av prosjekter. Dette kan gjøre det enklere å forholde seg til regler, forskrifter og standarder som er tilknyttet prosjekter, noe som kan bidra til effektivisering av beslutningsprosesser.

Gjennom litteraturgjennomgang i BA-næringen har det blitt identifisert flere muligheter ved bruk av ML-verktøy. Blant annet har Choi *et al.* (2020) utviklet et ML-verktøy som skal se sammenhenger av tidligere ulykkesdata, for å kunne predikere ulykker og knytte disse opp mot ulykkesrisiko på bygg- og anleggsplasser. I tillegg avdekkes årsakssammenhenger, hvor årstid og størrelse på bedrift er de to største faktorene som er nevnt i rapporten. Liu og Tian (2019) nevner at skylagring og stordata åpner opp for forbedret risikovurderinger og tidligvarsling i BA-næringen ved utnyttelse av ML. Dette vil muliggjøre avdekking av svakheter og styrker tidlig i prosjektet, som kan føre til tidligere implementering av nødvendige tiltak. En gjennomgående trend i den utforskede litteraturen er at data har blitt innhentet for bruk i et forskningsprosjekt. ML-verktøyet har vært tilpasset en spesifikk anvendelse for et sett med data. Derimot ved utvikling av et ML-verktøy som skal benyttes i en bedrift, bør dataen tilpasses ML-verktøyet, som kan være mer utfordrende. I tillegg vil datakvaliteten ha større variasjon mellom situasjoner. Disse punktene blir mer vesentlig sett i sammenheng med at BA-næringen er dynamisk, kontra bruk i mer statiske systemer som olje- og gassnæringen.

For *valgfasen* vil ML overta store deler av det manuelle arbeidet til beslutningstakere, og i noen tilfeller er det allerede realisert, som illustrert i Figur 38. ML kan bidra til effektivisering av valgprosessen, danne større grunnlag for beslutninger, redusere ressursbruk og ulykkesrisiko. I tillegg er det flere uutnyttede potensialer ved ML i BA-næringen som kan anvendes for *valgfasen*. Eksempler på oppgavene som maskinlæring kan utføre for brukere av ML-verktøy, kan være prediksjoner og vurderinger av løsninger eller aktiviteter. I denne sammenhengen vil hovedfokuset for beslutningstakere ligge på sammenligning av deres faglige vurderinger og ML-vurderinger, og det vil deretter fattes en beslutning basert på denne informasjonen. Grad av kompleksitet og kritikalitet vil påvirke *valgfasen*, ettersom man kan bli mer skeptisk til å stole på informasjon fra et verktøy man ikke har forståelse for. Hvis det oppstår feil vil det ha negative konsekvenser. Dermed er det viktig å ha en kritisk tankegang til verktøyet, hvis dette skal brukes som input til beslutningstaker. Tillit og datakvalitet vil også være noen av utfordringene i denne fasen. Dette er ettersom tillit til ML-verktøy vil være vesentlig for hvilke valg som blir fattet av beslutningstakere. Datakvalitet vil være varierende, spesielt ved anvendelse i dynamiske systemer som BA-næringen. Manglende datakvalitet er direkte knyttet til ufullstendig eller feil beslutningsgrunnlag, noe som kan føre til feil beslutning.



Figur 38: Endring av valgfase samt muligheter og utfordringer

### 7.2.4 Implementeringsfase

Den siste fasen i en beslutningsprosess er *implementeringsfasen*. Denne fasen omhandler implementering av løsninger, innhenting av resultat og effekt, samt ved negativt resultat en ny vurdering. Her nevnes det av intervjuobjekter at ML kan benyttes for innhenting av tilbakemeldinger, samt analyse og vurdering av innhentet informasjon. Larose og Larose (2014) nevner klassifisering og gruppering som noen av arbeidsoppgavene som ML egner seg godt for, og vil trolig være bruksområder som er relevante for denne fasen.

OPT er et ML-verktøy som benytter klassifisering og gruppering for innhenting av tilbakemeldinger. Informasjonen som verktøyet bidrar med til brukere blir gitt en kalkulert relevans. Brukere kan gi informasjonen en tommel opp eller ned, slik at programmet får en umiddelbar tilbakemelding. Tommel opp innebærer at informasjonen er relevant, mens tommel ned betyr ikke relevant. Denne tilbakemeldingen kan benyttes for videre analyse og vurdering av ML-verktøyet, noe som bidrar til at maskinlæringsverktøyet lærer og forbedres over tid. Statens vegvesen utvikler et ML-verktøy som skal forbedre erfaringsoverføring fra tidligere prosjekter til nye. Her vil eksempelvis ML-verktøyet benyttes for å vurdere kvaliteten på vifter i tunneler. Innsamlet data som installasjonskostnader, vedlikehold, strømforbruk og levetid kan være eksempler på faktorer som spiller inn. Dette kan bidra til bedre erfaringsoverføring og brukes for mer nøyaktige kostnadsestimater i nye prosjekter, eventuelt brukes som et grunnlag til å velge et annet alternativ.

En studie av Loftus *et al.* (2020) benytter ML for overvåking av sikkerhet til pasienter. Ved behandlingsendringer kan dette føre til at man får informasjon på hvordan pasienten reagerer på endringen. Disse tilbakemeldingene kan benyttes til videre analyse og vurdering i nye behandlinger. Dette er relevant for *implementeringsfasen* og bruksområder til ML-verktøy, ettersom det samles inn effekter og resultater som kan benyttes videre

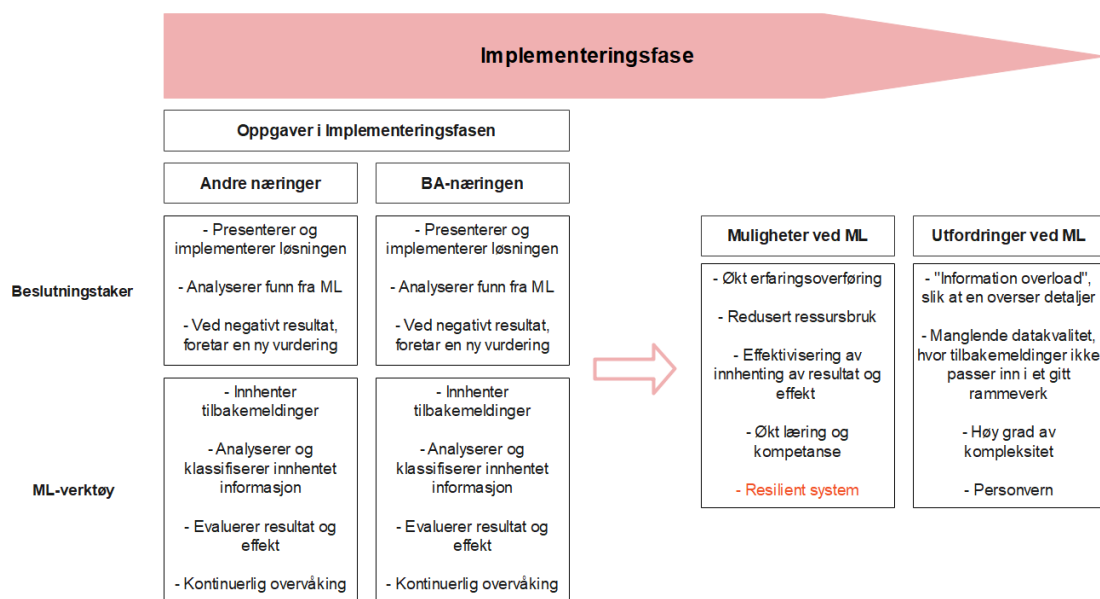
av beslutningstakere. Paltrinieri *et al.* (2019) nevner et konsept hvor maskinlæring og risikovurderinger studeres. Det skal utvikles et ML-verktøy som utfører kontinuerlige risikovurderinger ved bruk av sanntidsdata. Et grunnlag utvikles av en teoretisk modell, samt et empirisk grunnlag og stordata. Nye teknologiske verktøy som sanntidsstyring og kontinuerlig overvåkning av blant annet tekniske systemer, maskiner og utstyr, muliggjør utvikling av nyskapende teknologi, eksempelvis bruk av ML. ML-verktøy kan forbedre sikkerhet, effektivitet og redusere kostnader. Dette kan knyttes opp mot RE-perspektivet, hvor to av punktene vil være relevante i forbindelse med studien til Paltrinieri *et al.* (2019). Disse er å “respondere” og “overvåke” (Hollnagel *et al.*, 2006). Ved utnyttelse av sanntidsrapportering og styring av arbeidsplassen vil responstiden forbedres. Selve overvåkningen av arbeidsplassen vil komme som et resultat av implementering av IoT, sanntidsstyring og ML. Det kan argumenteres for at gjennom disse to punktene i RE-perspektivet, vil også “lære” og “forutse” være relevante, ettersom både læring og prediksjon er direkte eller indirekte involvert.

I likhet med Statens vegvesen sitt ML-verktøy som er under utvikling, vil Skanska sitt forskningsprosjekt innsamle store mengder informasjon. Dette kan videre brukes til evaluering og analyser, som vil være relevant for *implementeringsfasen*, samt nye beslutningsprosesser. Generelt kan man anse at overvåkning av resultater og effekter av implementerte tiltak som en fordel, noe som realiseres i større grad ved hjelp av nye digitale verktøy, deriblant ML. Fra intervjuer fra BA-næringen kommer det fram at slike verktøy kan føre til noen utfordringer i form av innsamling av data, hvorav datakvalitet er essensielt. Det sies av et intervjuobjekt at det vil foregå en adaptasjonsprosess fremover, hvor en bør være kritisk til slike verktøy. På denne måten kan man utvikle kunnskap for å få større forståelse for hvilke situasjoner ML vil være et godt verktøy, og når man bør være skeptisk. Fra workshop ble det nevnt at sett i et prosjektperspektiv vil et rådgivende firma være involvert i *identifiserings-* og *designfase* av prosjektet. Med oppfølging av resultat og effekt i *implementeringsfasen* vil man dermed kunne utvikle et verktøy som kan gi tilbakemeldinger til valgene som blir tatt av rådgivere i tidligfase av prosjekter. Dette kan øke læring og kompetanse hos rådgivende firma og brukes videre i nye beslutningsprosesser og prosjekter.

Tixier *et al.* (2016) påpeker at tidligere forskning mangler å sette ML-verktøy i sammenheng med sikkerhetsbegrepet. Det ble i denne sammenhengen utviklet et ML-verktøy som baserer seg på tidligere hendelsesrapporter for å avdekke effekter ved implementerte tiltak. Dette kan føre til erfaringsoverføring, slik at nye prosjekter blir bedre planlagt. Poh *et al.* (2018) påpeker at bruken av ML-verktøy kan bidra til å avdekke risiko tilknyttet BA-prosjekter. Dette kan brukes som en beslutningsstøtte for å implementere nødvendige tiltak tidligere i prosjektfasen. Ma *et al.* (2021) anser at dynamikken i et prosjekt kontra et statisk system kan bidra til mer subjektivitet, og at lokalitetsfaktorer bidrar i større grad for BA-næringen kontra andre næringer. Det ble i denne sammenhengen utviklet et ML-verktøy for å ekstrahere nyttig informasjon fra prosjekter, for læring og analysing til nye prosjekter. ML-verktøyet kan brukes til å avdekke risikofaktorer og eventuelle konsekvenser som disse faktorene kan ha. Dette kan sees i sammenheng med

funn fra intervju fra andre næringer, hvor kompleksitet og kritikalitet er essensielt. Hvis man ikke har full forståelse av hva som skjer når man implementerer en løsning, vil dette kunne ha store konsekvenser hvis kritikaliteten er høy. Graden av kompleksitet er dermed også en viktig faktor som må tas i betraktning ved implementering av nye teknologier.

Oppgavene i *implementeringsfasen* vil endres når maskinlæring blir en del av prosessen, som er visualisert i Figur 39. Fokuset i denne fasen legges på selve implementeringen av løsninger, samt innhenting av resultat og effekt. Maskinlæring vil føre til flere fordeler i denne fasen ved at innhenting av tilbakemeldinger blir automatisert. Som et resultat av bedre teknologi, vil også økt overvåkning bidra til bedre og mer nøyaktige tilbakemeldinger. I tillegg kan ML bidra til å analysere og klassifisere informasjonen, noe som også vil være tidsbesparende. Hovedfokuset til beslutningstakere i dette tilfellet vil trolig endres til å evaluere informasjon fra ML-verktøy og forbedre eller endre den implementerte løsningen etter tilbakemeldinger. Det er også tilknyttede utfordringer til fasen, blant annet innenfor kompleksitet og kritikalitet. For å innhente tilbakemeldinger av resultat og effekt, benyttes det en form for informasjonsinnhenting. Her kan det oppstå logistiske utfordringer med hvordan den innhentede informasjonen samles inn, samtidig som datakvaliteten skal være tilstrekkelig. Det er også et usikkert moment i denne sammenhengen som omhandler personvern når det gjelder overvåkning og informasjonsinnhenting i Norge. Utfordringer knyttet til dette temaet er i stor grad utforsket i denne oppgaven.



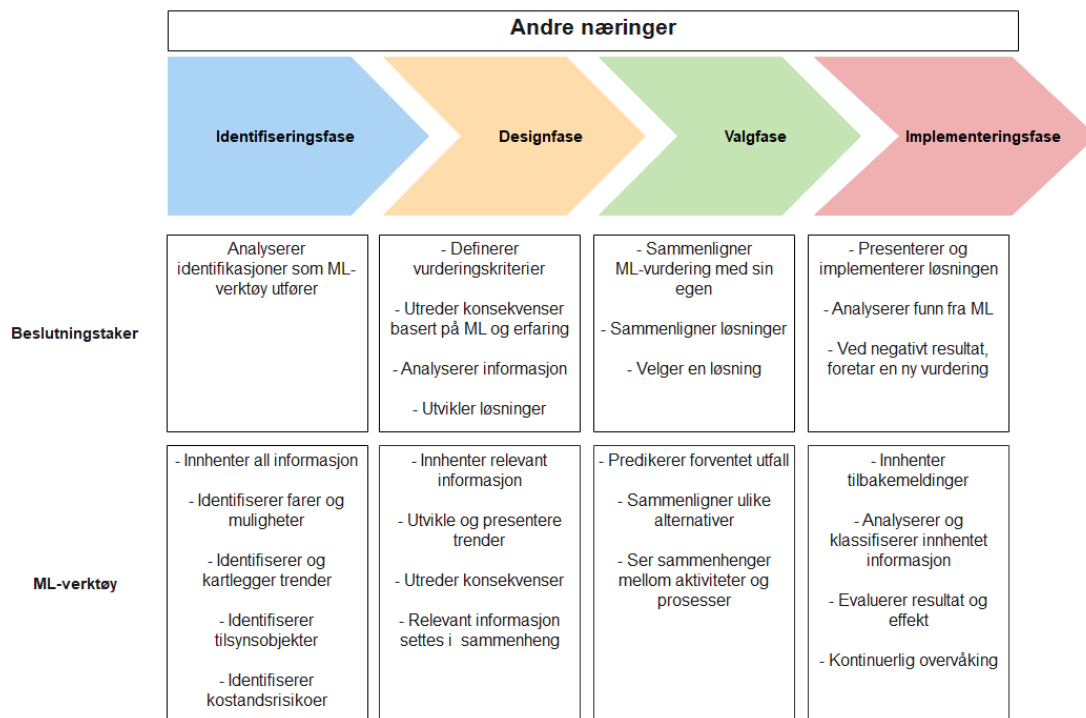
Figur 39: Endring av implementeringsfasen samt muligheter og utfordringer

### 7.3 Oppsummering av diskusjon

For å besvare problemstillingen som ligger til grunn for denne masteroppgaven er det utført empiri i form av intervjuer, workshops og litteraturgjennomgang. Diskusjonen rundt disse funnene vil i dette delkapitlet oppsummeres og grupperes etter tre forskningsspørsmål. Dette gjøres for å besvare problemstillingen i denne oppgaven systematisk og øke graden av oversiktighet.

#### 7.3.1 Hvordan endres beslutningsprosessen der maskinlæring brukes til bedre beslutningsstøtte i andre næringer enn BA-næringen?

For å besvare det første forskningsspørsmålet vil det diskuteres rundt forandringen av beslutningsprosess som følge av ML. Som et resultat ved anvendelse av nye teknologiske systemer, heriblant maskinlæring, foregår det store endringer i flere bransjer. Oppgavene i beslutningsprosess endres i forhold til de tradisjonelle tilnærmingene, som kan settes i sammenheng med faser i en beslutningsprosess som er utviklet av Simon *et al.* (1977). Denne endringen av oppgavene i beslutningsprosessen er illustrert i Figur 40.



Figur 40: Nye oppgaver i beslutningsprosessen i andre næringer

I *identifiseringsfasen* er det flere områder som vil påvirkes ved implementering av ML. Den største endringen vil være at nye digitale teknologier vil overta alt av informasjon-innhenting. Dette innebærer blant annet identifisering av farer, muligheter, trender, samt

kartlegging av disse trendene. I tillegg er det nevnt av flere intervjuobjekter at ML benyttes for identifisering av tilsynsobjekter og kostnadsrisikoer. For en beslutningstaker vil dette innebære at arbeidsoppgaver hovedsakelig vil omfatte analyse og vurdering av informasjon som ML-verktøyet har innhentet og identifisert.

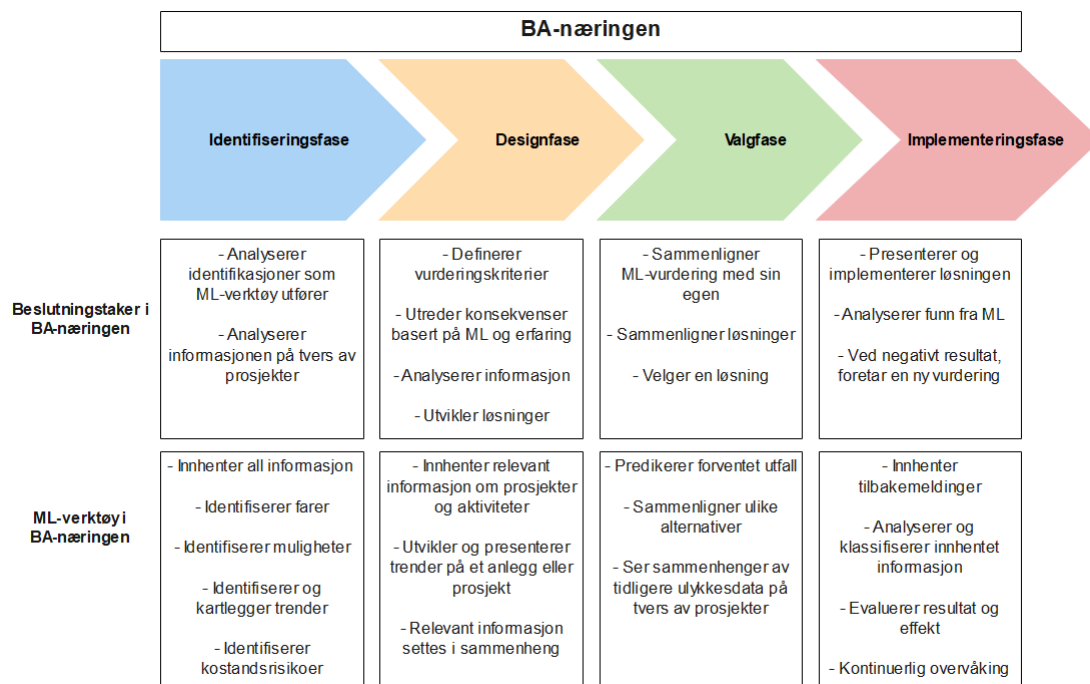
Neste fase i en beslutningsprosess er *designfase*. I denne fasen vil beslutningstakeres rolle innebære definering av vurderingskriterier, utredning av konsekvenser basert på informasjon som er presentert av ML og individuell erfaring, samt analyse av den gitte informasjon. ML-verktøyet vil i denne fasen ta over noe av det tradisjonelle arbeidet til beslutningstakere. I denne fasen vil innhenting av informasjon være relevant, hvor forskjellen fra *identifiseringsfasen* vil være at informasjonen skal være tilpasset den aktiviteten eller prosessen som en beslutningstaker har behov for. Dette innebærer at tilpasset informasjon blir innhentet av ML-verktøyet som videre benyttes for konsekvensutredning og analyse. I tillegg kan maskinlæring presentere trender og sette relevant informasjon i sammenheng til gitte kriterier. Dette er også noe som vil benyttes av aktørene i *designfasen*.

I *valgfasen* kan maskinlæringsverktøy benyttes for prediksjon av forventet utfall ved ulike løsninger, sammenligning av løsninger som har blitt utviklet i *designfasen* og se disse i sammenheng mellom hverandre. For en beslutningstaker innebærer dette endring av de tradisjonelle arbeidsoppgavene. En av den nye oppgavene til beslutningstakere omhandler sammenligning av ML-vurderinger med individuelle vurderinger. Det er viktig å nevne at beslutningstakere bør stille seg kritisk til informasjonen som er gitt og forsikre seg om at den er korrekt. På denne måten kan en sikre at beslutningen baseres på et korrekt og fullstendig beslutningsgrunnlag. Dårlig kvalitet på beslutningsgrunnlaget kan føre til feil eller manglende beslutning, noe som kan ha negative konsekvenser i fremtiden.

*Implementeringsfasen* er den siste fasen i en beslutningsprosess ifølge Simon *et al.* (1977). Beslutningstakeres arbeidsoppgaver omhandler å presentere og implementere løsningen som ble valgt i *valgfasen*. Deretter vil det skje en informasjonsinnhenting som blir delvis eller helt utført av ML. Denne dataen vil så vurderes av beslutningstakere, og ved negativt resultat vil det foretas en ny vurdering eller beslutningsprosess. ML-verktøy skal i tillegg innhente tilbakemeldinger, analysere og klassifisere denne informasjonen. Evaluering av resultat og effekt, samt kontinuerlig overvåkning vil også være noen av arbeidsoppgavene som kan utføres av ML.

### 7.3.2 Hva kjennetegner beslutningssituasjoner (for sikkerhet) der maskinlæringsteknikker kan gi forbedret støtte til i BA-næringen?

For å besvare dette forskningsspørsmålet tas det utgangspunkt i funnene som har blitt avdekket gjennom intervju, litteraturgjennomgang og workshop. Gjennom denne empirien kommer det fram at beslutningsprosessen vil endres ved implementering av ny digital teknologi, deriblant ML. Denne forandringen av prosessen presenteres i Figur 41. Det er en del likheter mellom BA-næringen og andre næringer med tanke på endring av beslutningsprosess ved implementering av ML-verktøy. Det kan dermed være noe overlapp med Kapittel 7.3.1.



Figur 41: Nye oppgaver i beslutningsprosessen i BA-næringen

Den tradisjonelle tilnærmingen til *identifiseringsfasen* i BA-næringen vil endres ved bruk av ML-verktøy. Noen av oppgavene som tidligere har vært utført manuelt som innhenting av informasjon, samt identifisering av farer og muligheter vil nå bli automatisert. Hovedfokuset til beslutningstakere vil i denne sammenhengen omhandle vurdering av informasjon fra ML og se denne på tvers av prosjekter. Ved bruk av ML-verktøy kan, eksempelvis, byggherren få oversikt over alle pågående prosjekter eller aktiviteter. I tillegg kan det inneholde informasjon om ulike entreprenører og statusen på aktive prosjekter.

*Designfase* som er det neste steget i en beslutningsprosess vil i likhet med *identifiseringsfasen* forandres. Her vil ML ta over flere oppgaver som tidligere har blitt utført av beslutningstakere. I dette tilfelle vil maskinlæring innhente all relevant informasjon for

en bestemt aktivitet eller et gitt prosjekt, samt sette denne informasjonen i sammenheng. Dette innebærer at ML vil være i stand til å utnytte all relevant informasjon og avdekke koblinger mellom disse. Oppgavene til beslutningstakere vil nå omhandle definisjon av vurderingskriterier for løsninger, utredning av konsekvenser for prosjekter, analyse av informasjon fra ML, samt utvikling av løsninger.

Neste fasen i en beslutningsprosess er *valgfase*. Trolig vil dette være fasen som blir mest påvirket ved implementering av ML-verktøy i BA-næringen. *Valgfase*n innebærer at et valg blir fattet av beslutningstakere på bakgrunn av innsamlet informasjon og sammenligning av ulike løsninger. I denne sammenhengen vil maskinlæring være en nyttig beslutningsstøtte gjennom prediksjon av forventet utfall og vurdering av løsninger. Dette innebærer at ML-verktøy kommer med en anbefaling til beste løsning, slik at beslutningstakeren kan selv vurdere denne etter individuell erfaring og kunnskap. Det som er viktig å nevne i dette tilfelle er at det er beslutningstakeren som vil stå ansvarlig for den løsningen som velges. Det er derfor nødvendig at en har nok forståelse og kunnskap om temaet, samt har kritisk tankegang rundt ML-verktøy sine vurderinger.

Maskinlæringsverktøy i *implementeringsfasen* vil forandre den tradisjonelle tilnærmingen i likhet med de tidligere fasene. Den største forandringen her vil omhandle at rådgivende firma vil få sanntidsoppdaterte tilbakemeldinger på resultat og effekt av løsninger fra entreprenøren. Dette er noe som i dag gjøres manuelt, men ved hjelp av ML vil automatiseres. Beslutningstakere vil i dette tilfelle fokusere på å analysere tilbakemeldingene og foreta nødvendige endringer. Disse tilbakemeldingene kan i tillegg tas med i andre prosjekter av rådgivende firma, entreprenører og byggherrer.

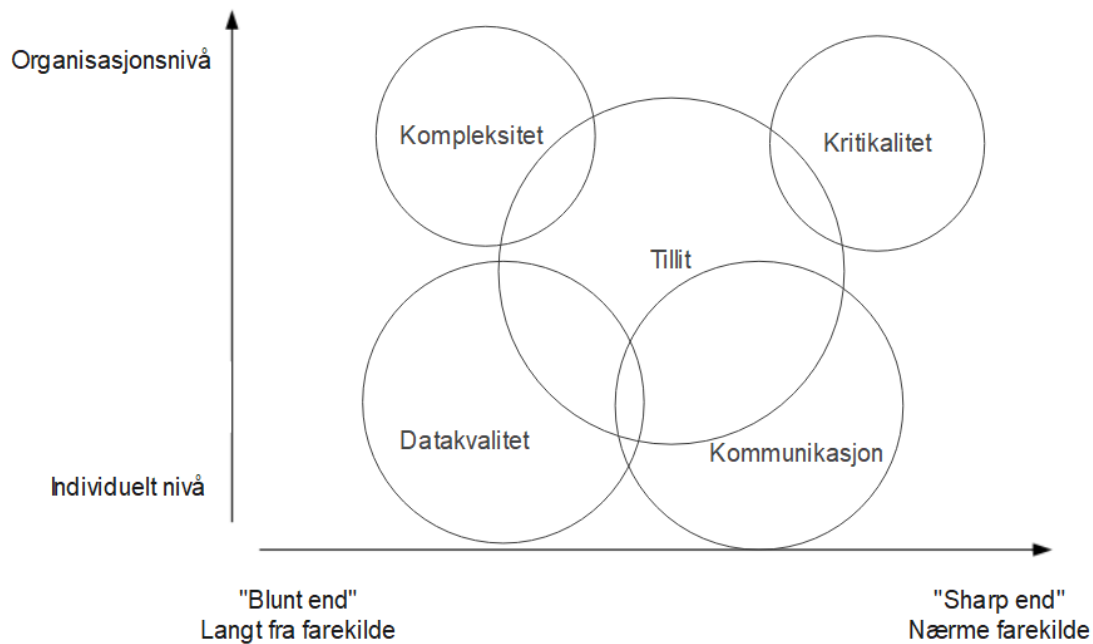


### 7.3.3 Hvordan påvirker maskinlæring beslutninger om sikkerhet positivt og/eller negativt?

For å besvare det tredje forskningsspørsmålet som ligger til grunn for denne masteroppgaven, vil det først drøftes rundt påvirkningsfaktorer. Deretter sees det på muligheter og utfordringer ved bruk av ML i beslutningstaking. Ved å gjøre det vil en være i stand til å avdekke ringvirkningene som påvirkningsfaktorene har på en beslutningsprosess, noe som har en direkte tilknytning til muligheter og utfordringer for organisasjoner.

#### Påvirkningsfaktorer

Gjennom intervjuene som er blitt utført er det avdekket noen påvirkningsfaktorer for beslutningsprosesser hvor ML er direkte eller indirekte involvert. Faktorene presenteres i Figur 42. Figuren er utviklet av Rosness *et al.* (2010), hvor det sees på sammenhenger mellom beslutninger, aktørens/faktorens autoritetsnivå og aktørens/faktorens nærhet til farekilden. Aksene er noe tilpasset for å etterlikne faktorene som utforskes i denne oppgaven. Intervjuobjektene er sannsynligvis også påvirket av de samme faktorene som er nevnt i figuren. Dermed vil et intervjuobjekt sitt perspektiv være avhengig av hvor de selv jobber i deres organisasjon, hvor nært de er farekilder, samt arbeidsoppgaver som de utfører. Størrelsen på sirkelene er direkte avhengig av antall ganger faktorene er nevnt av intervjuobjektene som presentert i Figur 30. Sirkelene er noe overlappende for å representere en sammenheng mellom faktorene.



Figur 42: Påvirkningsfaktorer på beslutningsprosess

### *Tillit*

Tillit er en av faktorene som er nevnt av flest intervjuobjekter og kan anses som direkte eller indirekte sammenhengende med alle andre nevnte faktorer. På bakgrunn av dette er tillit plassert på midten i Figur 42, med overlapp til alle andre faktorer. ML-verktøy er relativt nytt i industri, og ulike prosesser er tilstedeværende for å kvalitetssikre data fra ML. Funn fra intervjuer viser at det er høyere grad av tillit til mennesker enn det er til ML-verktøy, men det er viktig å nevne at det er situasjonsbasert. Når det gjelder ekstrahering av informasjon som beslutningsstøtte, er tilliten til ML-verktøy, eksempelvis OPT, høyere enn ved kognitive vurderinger som utføres av ML. Gjennom litteraturgjennomgang vises det stor positivitet rundt anvendelse av ML-verktøy og tilliten til ML anses å være høy (Sattari et al. 2021 ; Alawad et al. 2019 ; Fan et al. 2019). Derimot er det en gjennomgående trend at flere artikler kun er konsepter som er anvendt på et lite område, og at disse må sees på som et grunnlag for videre forskning og ikke kan anses som epistemisk (Sattari et al. 2021 ; Alawad et al. 2019 ; Xu og Saleh 2021).

### *Datakvalitet*

Datakvalitet er en påvirkningsfaktor som går igjen under intervjuer. Det er en direkte korrelasjon mellom datakvalitet og tillitsgraden til ML-verktøyet som anvender dataen. Dermed er det overlapp i Figur 42 mellom disse to påvirkningsfaktorene. I tillegg anses datakvalitet som en nøytral faktor, og plasseres dermed nederst til venstre i Figur 42. Spesielt er dette påpekt ved kvalitetssikring av ML-verktøy, hvor en vurderer data som ML-verktøyet er trent opp med for å forsikre seg om at kvaliteten er tilstrekkelig. Et annet eksempel på sammenhengen mellom datakvalitet og kommunikasjon er kommunikasjon mellom menneske og maskin. I noen tilfeller kan brukere av ML-verktøyet ikke registrere nødvendig informasjon. Dette vil resultere i at ML-verktøyet blir preget av et ufullstendig helhetsbilde av situasjonen og dermed manglende datakvalitet. Choubey og Karmakar (2021) har utviklet et rammeverk som kan innhente relevant data fra et stort datasett, slik at en sikrer tilstrekkelig datakvalitet. Ved utvikling av et ML-verktøy for å vurdere ulykkesrisiko som kan benyttes i praksis vil datakvaliteten være en større utfordring enn i gjennomgåtte studier. Dette skyldes trolig at informasjonen som benyttes for utvikling av ML-verktøy i studiene er valgt ut på forhånd. I praksis vil datasettet ha varierende kvalitet, hvor ML bør være i stand til å velge ut den informasjonen som har tilstrekkelig relevans og kvalitet.

### *Kommunikasjon*

En annen påvirkningsfaktor på beslutningsprosessen som har blitt avdekket gjennom empirien er kommunikasjon. Denne faktoren er plassert i høyre hjørne i Figur 42, ettersom observasjoner, målinger etc. ofte skjer i den skarpe enden, og det er gjerne denne informasjonen som kommuniseres videre. Kommunikasjon mellom mennesker, samt menneske og maskin er en faktor som vil ha en innvirkning på tilliten til ML-verktøyet. Observasjoner mellom mennesker, eventuelt av et menneske som ikke kommuniseres til ML-verktøyet vil medføre svekket tillit. Dette er ettersom at ML ikke vil ha et fullt situasjonsbilde, og vil dermed konkludere med feile resultater. Et annet eksempel som presenterer viktighe-

ten av kommunikasjon er bruk av koder og språkbruk mellom mennesker og maskin. I tilfeller hvor en kode blir misforstått og registrert av et menneske, vil ikke ML-verktøyet være i stand til å avdekke at det er gjort feil. Dette er i motsetning til en fagekspert som kan utføre en manuell kontroll og oppdage at det har skjedd en misforståelse. Tilstrekkelig kommunikasjon og informasjonsflyt er derfor et viktig aspekt for å fatte korrekt beslutning til slutt.

#### *Kritikalitet og kompleksitet*

De to siste faktorene som har blitt identifisert gjennom empirien i denne oppgaven er kritikalitet og kompleksitet. Kompleksitet er plassert øverst til venstre i Figur 42, ettersom kompleksiteten vil ha innvirkning på autoritetsnivået, men er ikke direkte tilknyttet en farekilde. Kritikalitet er plassert øverst til høyre i Figur 42, ettersom økt kritikalitet vil øke konsekvensen av feil ytterligere. Kompleksitet og kritikalitet vil være overlappende med påvirkningsfaktoren tillit. I tilfeller hvor det er manglende forståelse på grunn av høy kompleksitet av ML-verktøy, vil dette trolig føre til manglende tillit. Dette kan være en av grunnene til at det foreløpig er høyere grad av tillit til fageksperters sine vurderinger enn ML-verktøy. Med økt kompleksitet, som ofte er tilfelle ved bruk av ML, vil også vedlikehold av verktøy bli utfordrende. Dette er ettersom få personer vil ha nok kunnskap og forståelse om bakgrunnen til ML-verktøy. Det vil føre til at disse personene vil være ansvarlige for alt av vedlikehold og oppdatering av verktøyene, istedenfor utvikling av nye verktøy.

En av informantene nevner at ved utvikling av nye digitale verktøy er det hensiktsmessig å utvikle disse så enkle som mulig og innføre ML-verktøy på mindre kritiske områder. Dette innebærer å unngå bruk av ML hvis det er en mulighet for det. Det trekkes fram at bruk av ML kan være hensiktsmessig i tilfeller hvor det er lite kritisk og lav grad av kompleksitet, samtidig som det er høy grad av informasjonsflyt. Her kan det tenkes at en slik bruk vil være ekstrahering av informasjon fra en database med store mengder tilgjengelig data, eksempelvis OPT. Dette ML-verktøyet baseres på ekstrahering av informasjon fra databasen Synergi. I tillegg vil en av fordelene ved å innføre nye ML-verktøy på ikke kritiske områder øke intern kompetanse, slik at en fremover kan innføre disse på mer kritiske områder. Dette innebærer innføring av enkle ML-verktøy, slik at en øker forståelse og erfaring til brukere, og kan videre anvende ML til nye, mer komplekse og kritiske systemer. Varshney og Alemzadeh (2017) setter spørsmål ved den økende bruken av ML på kritiske områder med tanke på kompleksitet og kritikalitet. Det sees på sikkerhetsbegrepet opp mot epistemisk usikkerhet for risiko og konsekvenser. Ifølge Varshney og Alemzadeh (2017) blir sikkerhetsbegrepet ofte ikke tatt i stor nok betraktning ved utvikling av nye digitale verktøy. Et forslag i denne studien er derfor; iboende sikkerhet innebygd i designet. I tillegg nevnes bruk av usikkerhetsreserver og "safe fail". Det kan dermed resultere i redusert grad av kritikalitet, derimot vil kompleksitet variere mellom ML-verktøy, og bør vurderes ut ifra situasjonen.

## Muligheter og utfordringer ved ML-verktøy

Bruk av maskinlæringsverktøy kan føre til muligheter og utfordringer som har blitt avdekket gjennom informasjonsperspektivet, RE-perspektivet og empiri. I dette kapitlet vil mulighetene og utfordringene presenteres, og deretter oppsummeres i Tabell 2, hvor punktet “resilient system” er markert i rødt og indikerer at denne muligheten inngår i alle faser.

En mulighet som maskinlæring fører til i beslutningsprosesser er effektivisering og redusert ressursbruk. Dette omhandler effektivisering av informasjonsinnhenting, utredning av konsekvenser, valgprosessen, samt innhenting av resultat og effekt. Dette er ettersom disse prosessene tidligere har vært utført manuelt av beslutningstakere, men vil ved hjelp av ML bli automatisert. Likevel kan denne effektiviseringen av beslutningsprosessen ha flere utfordringer. En av disse er “information overload”, slik at beslutningstakere ikke er i stand til å skille mellom viktig og mindre viktig informasjon. Dette kan føre til at nyttige detaljer blir neglisjert eller oversett av beslutningstakere. Ved bruk av ML bør det være en stor nok database, slik at ML-verktøy vil ha nok informasjon til opplæring og deretter riktig prediksjon. Utfordringer kan oppstå hvis databasen er for liten. I slike tilfeller kan ML som et resultat, ikke være i stand til å visualisere og utvikle trender. Det er også utfordringer tilknyttet informasjon som ikke passer inn i ML-verktøyet. ML-verktøyet kan ikke tilpasse seg til områder det ikke er utviklet for å gjøre, dermed vil tilpassing av informasjon som skal anvendes av ML være viktig. Slik forsikrer man seg at ingen detaljer blir oversett eller neglisjert.

En annen mulighet ved maskinlæring er utnyttelse av tidligere uutnyttet data, og dermed større beslutningsgrunnlag. Dette er ettersom ML har mulighet til å bearbeide større mengder informasjon enn et menneske har kapasitet til. Dette er også noe som kan føre til større treffsikkerhet ved bruk av ML, siden maskinlæring kan analysere den store datamengden og sette den i sammenheng. Likevel kan det oppstå noen vanskeligheter rundt bruk av ML til å sortere informasjonen i tilfeller hvor denne ikke passer inn i gitte rammeverker. Dette kan medføre at informasjonen blir forkastet av ML eller plassert feil, noe som vil påvirke beslutningsgrunnlaget negativt.

Økt læring, kompetanse og erfaringsoverføring kan være noen aktuelle muligheter som kan oppnås ved maskinlæring. En vil være i stand til å få sanntidsdata og tilbakemeldinger ved bruk av ML-verktøy. Denne informasjonen vil deretter analyseres og overføres til, eksempelvis, nye prosjekter eller prosesser. Dette er noe som også vil føre til bedre planlegging og kommunikasjon. Man vil oppnå bedre planlegging av nye prosjekter ved å ta inn tidligere erfaring, noe som fører til bedre kommunikasjon. En av utfordringene tilknyttet overføringsverdi ved bruk av ML til BA-næringen er at den i større grad er dynamisk enn et statisk system, som for eksempel en oljeplattform. Dette kan påvirke blant annet prediksjonsgraden og årsakssammenhenger, ettersom det er mer komplekse sammenhenger mellom aktiviteter og hendelser som endres både mellom prosjekter og aktiviteter. I tillegg kan kommunikasjonen mellom menneske og maskin føre til negative konsekvenser ved feil bruk. Hvis informasjonen blir misforstått eller ikke registrert av

menneske eller ML-verktøy, vil dette påvirke resultatet av beslutninger negativt.

Maskinlæring vil også ha en effekt på påvirkningsfaktorene i en beslutningsprosess. Ved anvendelse av ML kan kompleksiteten av systemet økes ytterligere, ettersom ML har høy grad av iboende kompleksitet. Dette er noe som kan være utfordrende ved bruk gjennom manglende forståelse og vanskeligheter rundt vedlikeholdet av ML-verktøy. Kritikalitet, som er en annen påvirkningsfaktor, vil også trolig påvirkes ved bruk av ML-verktøy. Bruk av nye digitale verktøy på kritiske områder kan føre til uønskede hendelser og ulykker. Høy grad av kompleksitet og kritikalitet ved implementering av ML-verktøy kan føre til manglende tillit hos brukere av dette verktøyet.

En utforsket utfordring i oppgaven er personvern. Flere av konseptene som er presentert i litteraturgjennomgangen, og avdekket gjennom intervju med andre næringer, innebærer høy grad av overvåking. Dermed blir dette et viktig punkt å utforske videre for å opprettholde personvern tilstrekkelig ved utvikling av nye digitale verktøy.

De identifiserte mulighetene som er nevnt ovenfor kan til sammen føre til redusert ulykkesrisiko. Dette er ettersom en vil være i stand til å fatte beslutninger hyppigere og på bakgrunn av større grunnlag for beslutninger, og dermed innføre nødvendige tiltak. I tillegg vil en identifisere mulige feil eller mangler tidlig, slik at disse ikke utvikles til uønskede hendelser eller ulykker. Økt læring og erfaringsoverføring kan også føre til forbedret risikobilde ved å ta inn kunnskapen rundt tidligere uønskede hendelser og ulykker, og dermed unngå lignende uønskede hendelser i nye beslutninger. Likevel er det flere utfordringer som kan oppstå og påvirke sikkerheten negativt, dermed vil det være nødvendig å ta utfordringene til betraktning ved utvikling og implementering av ML-verktøy.

Tabell 2: Muligheter og utfordringer ved maskinlæringsverktøy

Muligheter	Utfordringer
Effektivisering av informasjonsinnhenting	Informasjon passer ikke inn i et gitt rammeverk
Utnyttelse av tidligere utnyttet data	Informasjon blir neglisjert og/eller oversett
Bedre planlegging	Manglende tillit
Større beslutningsgrunnlag	“Information overload”, slik at en overser eller misforstår informasjon
Redusert ressursbruk	Personvern
Bedre kommunikasjon	Manglende datakvalitet
Større treffsikkerhet på prediksjoner	Unøyaktige prediksjoner, hvor næringen er dynamisk
Effektiv utredning av konsekvenser	Økt kritikalitet
Relevant informasjon settes i sammenheng, dermed avdekkes det koblinger	Lite datagrunnlag, slik at ML-verktøy ikke er i stand til å utvikle trender
Effektivisering av valgprosessen	Økt kompleksitet
Økt standardisering av prosjekter	
Økt erfaringsoverføring	
Effektivisering av innhenting av resultat og effekt	
Økt læring og kompetanse	
<b>Resilient system</b>	

## 8 Konklusjon

Samfunnet er i en pågående digital endring på grunn av nye teknologiske utviklinger, noe som fører til flere endringer i industri og næringer. Ved bruk av ML-verktøy kan deler av tradisjonelt arbeid forenkles, forbedres og arbeidsmetodikken kan fornyes. Dette innebærer effektivisering av informasjonsinnhenting og beslutningsprosesser generelt. I denne oppgaven er det studert hvordan bruk av ML-verktøy påvirker sikkerhetsbeslutninger. I denne sammenhengen er påvirkningsfaktorer, effekter, samt muligheter og utfordringer avdekket og beskrevet. Dette bidrar til å identifisere viktige aspekter rundt ulykkesrisiko fra ulike synspunkt og vinklinger.

Nye teknologiske utviklinger, deriblant ML-verktøy, fører til flere muligheter og nye tilknyttede utfordringer som bør utforskes. Bruk av slike verktøy vil trolig ikke reduseres på tross av utfordringene, dermed vil det være nødvendig å være forberedt og ha kunnskap om hvordan det påvirker industri. Et av fokusområdene bør derfor være på utfordringer som slike verktøy medbringer. På denne måten vil en utføre forebyggende forberedelser for å ivareta sikkerhet i denne prosessen. En forståelse for beslutningsprosessen og hvordan denne blir påvirket av ML vil være sentralt for å kunne utføre tilpassende endringer og forberedelser i en beslutningsprosess. Noen av funnene i denne oppgaven viser at ML-verktøy kan overta informasjonsinnhenting, visualisering av trender, prediksjon av mulige utfall og evaluering av effekt. Dette medfører at oppgavene til beslutningstakere vil omhandle analyse av innhentet informasjon og sammenligning av vurderinger gjort av fageksperter og ML.

BA-næringen har foreløpig ikke dratt nytte av nye teknologiske utviklinger i like stor grad som andre næringer. Trolig vil dette endres i nær fremtid, basert på den økende bruken av digitale løsninger i dagens samfunn. Det har i tillegg blitt avdekket at BA-næringen har et ønske om å benytte ny digital teknologi for å forbedre næringen, samt redusere ulykkesrisiko. BA-næringen og prosjekter innenfor denne bransjen er preget av å være dynamisk, noe som kan påvirke utvikling av nye verktøy, og fungere som en ekstra hindring som må overkommes. Denne masteroppgaven presenterer flere ML-verktøy fra andre næringer, som kan benyttes som inspirasjon, i tillegg til identifiserte muligheter og utfordringer som bør tas hensyn til under utvikling av nye digitale verktøy.

Gjennom denne studien har det blitt avdekket at det kan være fordelaktig å ha en sikkerhetsmodell til grunn for et nytt ML-verktøy i BA-næringen. Under utviklingen bør en fokusere på å finne riktige parametere som ML-verktøy vil baseres på og læres opp med. Et av forslagene kan være å ta utgangspunkt i barrierer som Kjellén (2021) har identifisert i sin rapport. Et slikt verktøy kan benyttes av, eksempelvis, byggherre og entreprenør for å ha oversikt over alle pågående prosjekter, samt vurdere trender og nødvendige tiltak. ML-verktøy vil også være nyttig for rådgivende firma som vil få tilbakemeldinger på valg som har blitt tatt i tidligfase av både prosjekter og beslutningsprosesser. Slik bruk av ny digital teknologi, deriblant maskinlæring, kan føre til økt effektivisering, erfaringsoverføring og redusert ulykkesrisiko i BA-næringen.

## 8.1 Videre arbeid

Denne masteroppgaven har utforsket ML-verktøy som kan være til inspirasjon for flere næringer, deriblant BA-næringen. Dette gjøres for at ML kan bli en bedre beslutningsstøtte og bidra til å redusere ulykkesrisiko. Det har imidlertid ikke vært et teknisk fokus med tanke på maskinlæring. Dette innebærer at i videre arbeid bør en ha større fokus på ulike ML-teknikker og algoritmer. I tillegg inneholder ulike digitale verktøy andre områder innenfor digitalisering, eksempelvis, IoT og stordata. Disse områdene har ikke blitt utforsket nærmere i denne oppgaven, noe som vil være relevant for videre arbeid. Et annet steg som vil være naturlig videre er utvikling av et digitalt verktøy. Dette innebærer at en bør utforske ML-algoritmer, dataprogrammer, design, vedlikeholdsteknikker, parametere og regelverk med tanke på personvern. I tillegg vil det være nødvendig å ta hensyn til hvilken type data som er tilgjengelig for “input” til verktøyet.

For å knytte sikkerhetsbegrep til beslutningsprosessen har det blitt benyttet et utvalg av sikkerhetsperspektiver. Dette innebærer at flere av sikkerhetsperspektiver har blitt ekskludert. For å et helhetlig bilde og flere vinkler på tematikken anbefales det å benytte flere perspektiver, eksempelvis, målkonfliktperspektivet og energi- og barrieresperspektivet. I tillegg anbefales det å gjøre en nøyere gjennomgang av informasjonsperspektivet, RE-perspektivet og sikkerhetsstyringssystemet for å sikre at alle detaljer blir inkludert.



## Referanser

- Abbasianjahromi, H. og Aghakarimi, M. (2021), 'Safety performance prediction and modification strategies for construction projects via machine learning techniques', *Engineering, Construction and Architectural Management* . doi: 10.1108/ECAM-04-2021-0303.
- Aigbavboa, C. og Thwala, W. D. (2020), 'The construction industry in the fourth industrial revolution: Proceedings of 11th construction industry development board (cidb) postgraduate research conference', *Springer* . Tilgjengelig fra: [https://www.researchgate.net/publication/330833370\\_11th\\_Construction\\_Industry\\_Development\\_Board\\_cidb\\_Postgraduate\\_Research\\_Conference\\_-\\_Call\\_for\\_Full\\_Paper\\_Submission](https://www.researchgate.net/publication/330833370_11th_Construction_Industry_Development_Board_cidb_Postgraduate_Research_Conference_-_Call_for_Full_Paper_Submission) (Hentet: 15. februar 2022).
- Alawad, H., Kaewunruen, S. og An, M. (2019), 'Learning from accidents: Machine learning for safety at railway stations', *IEEE Access* **8**. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2962072.
- Allott, N. (2019), '*Kommunikasjon*'. Tilgjengelig fra: <https://snl.no/kommunikasjon> (Hentet: 19. mai 2022).
- Aveyard, H. (2019), *Doing a literature review in health and Social Care: A practical guide*. 2. utg. London: Open University Press, McGraw-Hill Education.
- Babatunde, O. (2019), 'Construction education's simulation study in the fourth industrial revolution', *The Construction Industry in the Fourth Industrial Revolution* . doi: 10.1007/978-3-030-26528-1\_31.
- Bakht, M. N. og El-Diraby, T. E. (2015), 'Synthesis of decision-making research in construction', *Journal of Construction Engineering and Management* **141**(9). doi: 10.1061/(ASCE)CE.1943-7862.0000984.
- Choi, J., Gu, B., Chin, S. og Lee, J.-S. (2020), 'Machine learning predictive model based on national data for fatal accidents of construction workers', *Automation in Construction* **110**. doi: 10.1016/j.autcon.2019.102974.
- Choubey, S. og Karmakar, G. (2021), 'Artificial intelligence techniques and their application in oil and gas industry', *Artificial Intelligence Review* **54**(5). doi: 10.1007/s10462-020-09935-1.
- Das, S., Dey, A., Pal, A. og Roy, N. (2015), 'Applications of artificial intelligence in machine learning: review and prospect', *International Journal of Computer Applications* **115**(9). Tilgjengelig fra: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.695.5829&rep=rep1&type=pdf> (Hentet: 11. februar 2022).
- Datatilsynet (2018), '*Kunstig intelligens og personvern*'. Tilgjengelig fra: <https://www.datatilsynet.no/globalassets/global/dokumenter-pdf-skjema-ol/>

- rettigheter-og-plikter/rapporter/rapport-om-ki-og-personvern.pdf (Hentet: 30. januar 2022).
- Eikeland, P. (1999), 'Samspillet i byggeprosessen', *Teoretisk analyse av byggeprosesser*. Tilgjengelig fra: <http://v1.prosjektnorge.no/files/pages/362/samspillet-i-byggeprosessen-eikeland.pdf> (Hentet: 23. februar 2022).
- Fan, Z., Liu, C., Cai, D. og Yue, S. (2019), 'Research on black spot identification of safety in urban traffic accidents based on machine learning method', *Safety science* **118**. doi: 10.1016/j.ssci.2019.05.039.
- Frishammar, J. og Ericson, A. (2018), *Addressing Societal Challenges*. Luleå: Luleå University of Technology.
- Hollnagel, E., Woods, D. D. og Leveson, N. (2006), *Resilience engineering: Concepts and precepts*. Linköping: Ashgate Publishing, Ltd.
- Jacobsen, D. I. (2015), *Hvordan Gjennomføre Undersøkelser?: Innføring I samfunnsvitenskapelig metode*. 3. utg. Oslo: Cappelen Damm akademisk.
- Jacobsen, D. I. og Thorsvik, J. (2013), *Hvordan Organisasjoner Fungerer*. 4. utg. Bergen: Fagbokforlaget.
- JavaTpoint (2022), 'Logistic regression in machine learning - javatpoint'. Tilgjengelig fra: <https://www.javatpoint.com/logistic-regression-in-machine-learning> (Hentet: 21. mai 2022).
- Johannessen, A., Kristoffersen, L. og Tufte, P. A. (2004), *Forskningsmetode for økonomiskadministrative fag*. Oslo: Abstrakt forlag.
- Kjellén, U. og Albrechtsen, E. (2017), *Prevention of Accidents and unwanted Occurrences: Theory, Methods, and Tools in Safety Management*. 2.utg. Oslo: CRC Press.
- Kjellén, U. og Gunnar, A. (2021), 'Veiledning i bruk av barriereindikator', *NTNU*. Tilgjengelig fra: <https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/2735229> (Hentet: 24. mai 2022).
- Kongsvik, T., Albrechtsen, E., Antonsen, S., Herrera, I., Hovden, J. og Schiefloe, P. (2018), *Sikkerhet i arbeidslivet*. Bergen: Fagbokforlaget.
- Kvale, S. og Brinkmann, S. (2009), *Det kvalitative forskningsintervju*. 2.utg. Oslo: Gyldendal Akademisk.
- Larose, D. T. og Larose, C. D. (2014), *Discovering knowledge in data: an introduction to data mining*, John Wiley og Sons.
- Li, S., Qin, J., He, M. og Paoli, R. (2020), 'Fast evaluation of aircraft icing severity using machine learning based on xgboost', *Aerospace* **7**(4). doi: 10.3390/aerospace7040036.
- Lingard, H. og Wakefield, R. (2019), *Integrating work health and safety into construction project management*. John Wiley & Sons.

- Liu, H. og Tian, G. (2019), 'Building engineering safety risk assessment and early warning mechanism construction based on distributed machine learning algorithm', *Safety Science* **120**. doi: 10.1016/j.ssci.2019.08.022.
- Loftus, T. J., Tighe, P. J., Filiberto, A. C., Balch, J., Upchurch Jr, G. R., Rashidi, P. og Bihorac, A. (2020), 'Opportunities for machine learning to improve surgical ward safety', *The American Journal of Surgery* **220**(4). doi: 10.1016/j.amjsurg.2020.02.037.
- Ma, G., Wu, Z., Jia, J. og Shang, S. (2021), 'Safety risk factors comprehensive analysis for construction project: Combined cascading effect and machine learning approach', *Safety science* **143**. doi: 10.1016/j.ssci.2021.105410.
- March, J. G. (2010), *A Primer on Decision Making: How Decisions Happen*. New York: Free Press.
- Marsland, S. (2014), *Machine learning: an algorithmic perspective*. 2. utg. CRC press Inc.
- Maulud, D. og Abdulazeez, A. M. (2020), 'A review on linear regression comprehensive in machine learning', *Journal of Applied Science and Technology Trends* **1**(4). doi: 10.38094/jastt1457.
- Mohammadpour, A., Karan, E. og Asadi, S. (2019), 'Artificial intelligence techniques to support design and construction', *IAARC Publications* . doi: 10.22260/ISARC2019/0172.
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., Altman, D. G. og Group, P. (2009), 'Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the prisma statement', *Annals of internal medicine* **151**(4). doi: 10.7326/0003-4819-151-4-200908180-00135.
- Muilwijk, M. (2016), '2000px-linearregression.svg'. Tilgjengelig fra: <https://ektedata.uib.no/oppgaver/gabriel-lineaer-regresjon/2000px-linearregression-svg/> (Hentet: 24. februar 2022).
- Obradović, I., Miličević, M. og Žubrinić, K. (2014), 'Machine learning approaches to maritime anomaly detection', *Naše more: znanstveni časopis za more i pomorstvo* **61**(5-6). Tilgjengelig fra: <https://hrcak.srce.hr/130339> (Hentet: 30. mars 2022).
- Paltrinieri, N., Comfort, L. og Reniers, G. (2019), 'Learning about risk: Machine learning for risk assessment', *Safety science* **118**. doi: 10.1016/j.ssci.2019.06.001.
- Pan, Y. og Zhang, L. (2021), 'Roles of artificial intelligence in construction engineering and management: A critical review and future trends', *Automation in Construction* **122**. doi: 10.1016/j.autcon.2020.103517.
- Peng, T., Li, C. og Zhou, X. (2019), 'Application of machine learning to laboratory safety management assessment', *Safety Science* **120**. doi: 10.1016/j.ssci.2019.07.007.

- Perera, A. T. D., Wickramasinghe, P., Nik, V. M. og Scartezzini, J.-L. (2020), 'Introducing reinforcement learning to the energy system design process', *Applied Energy* **262**. doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114580.
- Poh, C. Q., Ubeynarayana, C. U. og Goh, Y. M. (2018), 'Safety leading indicators for construction sites: A machine learning approach', *Automation in construction* **93**. doi: 10.1016/j.autcon.2018.03.022.
- Rosness, R., Grøtan, T., Guttormsen, G., Herrera, I., Steiro, T., Størseth, F., Tinmannsvik, R. og Wærø, I. (2010), *Organizational accidents and Resilient Organizations: Six Perspectives*. 2. utg. Trondheim: SINTEF Industrial Management.
- Sattari, F., Macciotta, R., Kurian, D. og Lefsrud, L. (2021), 'Application of bayesian network and artificial intelligence to reduce accident/incident rates in oil & gas companies', *Safety Science* **133**. doi: 10.1016/j.ssci.2020.104981.
- Schwarz, I. J. og Sánchez, I. P. M. (2015), 'Implementation of artificial intelligence into risk management decision-making processes in construction projects', *Universität der Bundeswehr München, Institut für Baubetrieb*. Tilgjengelig fra: [https://web.actuaries.ie/sites/default/files/erm-resources/57\\_artificial\\_intelligence\\_risk\\_management\\_Schwarz.pdf.pdf](https://web.actuaries.ie/sites/default/files/erm-resources/57_artificial_intelligence_risk_management_Schwarz.pdf.pdf) (Hentet: 1. april 2022).
- Simon, H. A. (1977), *The new science of management decision*. New York: Harper and amp; Brothers Publishers.
- Singh, R., Sharma, R., Akram, S. V., Gehlot, A., Buddhi, D., Malik, P. K. og Arya, R. (2021), 'Highway 4.0: Digitalization of highways for vulnerable road safety development with intelligent iot sensors and machine learning', *Safety science* **143**. doi: 10.1016/j.ssci.2021.105407.
- Sivertsen, K. H. og Surnflødt, E. (2007), *BuildingSMART og miljøvurdering av bygninger*, Master's thesis. Masteroppgave. Universitetet for miljø-og biovitenskap. Tilgjengelig fra: [http://www.ibim.no/student/2007\\_UMB\\_Kim\\_Hugo\\_Sivertsen\\_og\\_Erling\\_Surnfloedt/2007\\_UMB\\_K\\_H\\_Sivertsen\\_og\\_E\\_Surnfloedt.pdf](http://www.ibim.no/student/2007_UMB_Kim_Hugo_Sivertsen_og_Erling_Surnfloedt/2007_UMB_K_H_Sivertsen_og_E_Surnfloedt.pdf) (Hentet: 2. februar 2022).
- Teknologirådet (2018), '*Kunstig intelligens- muligheter, utfordringer og en plan for Norge*'. Tilgjengelig fra: <https://teknologiradet.no/wp-content/uploads/sites/105/2018/09/Rapport-Kunstig-intelligens-og-maskinlaering-til-nett.pdf> (Hentet: 13. februar 2022).
- Tian, L., Jiang, J. og Tian, L. (2019), 'Safety analysis of traffic flow characteristics of highway tunnel based on artificial intelligence flow net algorithm', *Cluster Computing* **22**(1). doi: 10.1007/s10586-017-1340-3.
- Tidemann, A. og Elster, A. C. (2021), '*Maskinlæring*'. Tilgjengelig fra: <https://snl.no/maskinl\T1\æring> (Hentet 15. februar 2022).

- Tixier, A. J.-P., Hallowell, M. R., Rajagopalan, B. og Bowman, D. (2016), 'Application of machine learning to construction injury prediction', *Automation in construction* **69**. doi: 10.1016/j.autcon.2016.05.016.
- Turner, B. A. og Pidgeon, N. F. (1997), *Man-made disasters*. 2. utg. Butterworth-Heinemann.
- Varshney, K. R. og Alemzadeh, H. (2017), 'On the safety of machine learning: Cyber-physical systems, decision sciences, and data products', *Big data* **5**(3). doi: 10.1089/big.2016.0051.
- Xu, Y., Zhou, Y., Sekula, P. og Ding, L. (2021), 'Machine learning in construction: From shallow to deep learning', *Developments in the Built Environment* **6**. doi: 10.1016/j.dibe.2021.100045.
- Xu, Z. og Saleh, J. H. (2021), 'Machine learning for reliability engineering and safety applications: Review of current status and future opportunities', *Reliability Engineering & System Safety* **211**. doi: 10.1016/j.ress.2021.107530.
- Yin, R. K. (2013), 'Validity and generalization in future case study evaluations', *Evaluation* **19**(3). doi: 10.1177/1356389013497081.
- Yu, Q. og Zhou, Y. (2019), 'Traffic safety analysis on mixed traffic flows at signalized intersection based on haar-adaboost algorithm and machine learning', *Safety Science* **120**. doi: 10.1016/j.ssci.2019.07.008.
- Zach, L. (2006), 'Using a multiple-case studies design to investigate the information-seeking behavior of arts administrators', *Library trends* **55**(1). doi: 10.1353/lib.2006.0055.
- Zhu, R., Hu, X., Hou, J. og Li, X. (2021), 'Application of machine learning techniques for predicting the consequences of construction accidents in china', *Process Safety and Environmental Protection* **145**. doi: 10.1016/j.psep.2020.08.006.
- Zimmermann, H.-D. (2016), 'Digital transformation-the emerging digital economy', *Available at SSRN*. Tilgjengelig fra: <https://ssrn.com/abstract=2881849> (Hentet: 28. mars 2022).

## Vedlegg

### A Vedlegg: Litteraturguide andre næringer

Intervjuguide andre næringer	
Tema	Spørsmål
Introduksjon	Hvem vi er, personvern, samtykke, presentasjon av beslutningsprosessen, hovedfokus er ikke på teknisk – men hvordan det påvirker beslutninger  Hva er din fagbakgrunn?
Maskinlæring (Identifiseringsfase og designfase)	Hvordan bruker dere maskinlæring i praksis? <ul style="list-style-type: none"> <li>- Spesielt med tanke på beslutninger</li> <li>- Oppfølgingsspørsmål: Hvem? Hvordan? Hvilke beslutninger? Hvilke resultater?</li> </ul> Hva er deres erfaring med maskinlæringsverktøyet?  Stoler dere blindt på dataen som samles inn, eller er dere kritiske når dere tar beslutninger?
Beslutningsprosess (Valgfase)	Hvordan ser en typisk beslutningsprosess ut, med bruk av maskinlæring? <ul style="list-style-type: none"> <li>- Beslutningstyper og beslutningsmodeller</li> </ul> Hvem er involvert i beslutningsprosessen? (hvem er brukere) <ul style="list-style-type: none"> <li>- Nærhet til farekilden, autoritetsnivå, "den skarpe enden"</li> </ul> Blir den innhentede informasjonen brukt til å vurdere ulykkesrisiko?  Hvilke faktorer påvirker en beslutningsprosess (valgfase)? <ul style="list-style-type: none"> <li>- 4 spm. fra March (handlingsalternativer, konsekvenser og vektning)</li> <li>- Tilgjengelig informasjon</li> <li>- Fokus og oppmerksomhet</li> <li>- Kommunikasjon</li> <li>- Forståelse og oppfatning av en situasjon</li> </ul> Hvordan bidrar maskinlæring til å velge det beste handlingsalternativet?
Effekt av beslutningsprosess (Implementeringsfase)	Hvilken effekt har maskinlæring på beslutningstaking (fordeler og ulemper)?  Har maskinlæring hatt effekt på risikobildet i selskapet? <ul style="list-style-type: none"> <li>- Antall ulykker, alvorlighetsgrad ved ulykker, datasikkerhet/personulykker</li> </ul> Ser du noen muligheter for at dere kan bruke informasjonen og den nye digitale teknologien som finnes, på en bedre måte?  Er det noe det noe annet du tenker vi burde spurt om?  Er det noen andre i eller utenfor organisasjonen du tror vi burde ha intervjuet?

## B Vedlegg: Litteraturlguide BA-næringen

Intervjuguide BA-næringen	
Tema	Spørsmål
Introduksjon	Hvem vi er, personvern, samtykke, presentasjon av beslutningsprosessen, hovedfokus er ikke på teknisk – men hvordan det påvirker beslutninger  Hva er din fagbakgrunn?
Maskinlæring (Identifiseringsfase og designfase)	Hvordan bruker dere maskinlæring i praksis? <ul style="list-style-type: none"> <li>- Spesielt med tanke på beslutninger</li> <li>- Oppfølgings spørsmål: Hvem? Hvordan? Hvilke beslutninger? Hvilke resultater?</li> </ul> Hva er deres erfaring med maskinlæringsverktøyet?  Stoler dere blindt på dataen som samles inn, eller er dere kritiske når dere tar beslutninger?
Beslutningsprosess (Valgfase)	Hvordan ser en typisk beslutningsprosess ut, med bruk av maskinlæring? <ul style="list-style-type: none"> <li>- Beslutningstyper og beslutningsmodeller</li> </ul> Hvem er involvert i beslutningsprosessen? (hvem er brukere) <ul style="list-style-type: none"> <li>- Nærhet til farekilden, autoritetsnivå, "den skarpe enden"</li> </ul> Blir den innhentede informasjonen brukt til å vurdere ulykkesrisiko?  Hvilke faktorer påvirker en beslutningsprosess (valgfase)? <ul style="list-style-type: none"> <li>- 4 spm. fra March (handlingsalternativer, konsekvenser og vektning)</li> <li>- Tilgjengelig informasjon</li> <li>- Fokus og oppmerksomhet</li> <li>- Kommunikasjon</li> <li>- Forståelse og oppfatning av en situasjon</li> </ul> Hvordan bidrar maskinlæring til å velge det beste handlingsalternativet?  Hvilke muligheter er tilknyttet til ML i BA-næringen?  Hvilke utfordringer er tilknyttet til ML i BA-næringen?

## C Vedlegg: Excel-ark for litteraturstudie

No.	Komplett referanse	Omhandling - Stikkord	Konklusjoner	Link
1	Singh et al (2021). Highway 3.0: Digitalization of highways for vulnerable road safety development with intelligent IoT sensors and machine learning. Safety Science 143.	Prediksjon av ulykker og begrenning av konsekvenser ved bruk av IoT og maskinlæring	Stordata og maskinlæring kan gi tilgang til sanntidsdata som kan kommuniseres direkte til nødetater. Blant annet omfavner dette hastighet og plassering av biler. De viktigste faktorene for ulykker er dårlig vær, veisignaler og mangel på trafikkllys. Overvåking av disse faktorene kan hjelpe å gi redusert responstid.	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925757521002514">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925757521002514</a>
2	Zhu et al (2021). Application of machine learning techniques for predicting the consequences of construction accidents in China. Process Safety and Environmental Protection 145.	Bruk av maskinlæring for prediksjon av konsekvenser av konstruksjonsulykker	AutoML er maskinlæringsbasert metode som kan inntas med ulykketypene og sikkerhetsopplæring og på denne måten få en lett oppdagelse for oversikt over risikonivået. Treffsikre prediksjoner, identifikasjon av mønstre, trender og situasjoner/alternativer.	<a href="https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.08.006">https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.08.006</a>
3	Paltrinieri, N., Comfort, L. og Reniers, G. (2019). 'Learning about risk: Machine learning for risk assessment', Safety science 118, 475-486.	Anvendelse av ML og sanntidsdata for å utføre kontinuerlige risikoevalueringer.	Behov for kontinuerlige risikoevalueringer. I denne sammenheng er det utviklet et maskinlæringsprogram som er basert på deep neural network (DNN). Her brukes sanntidsdata for å gjøre kontinuerlige risikoevalueringer som kan indikere om sikkerheten er god eller dårlig, og man kan tilpasse seg etterhvert som forholdene endrer seg.	<a href="https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/2607754">https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/2607754</a>
4	Fan, Z., Liu, C., Cai, D. og Yue, S. (2019). 'Research on black spot identification of safety in urban traffic accidents based on machine learning method', Safety science 118, 607-616.	"Black spot" identifisering av sikkerhet i urbane trafikklukker basert på maskinlæring	Økt risiko i trafikken er et økende problem og utforskes i artikkelen. Det ses på hvilke usikkerheter som forårsaker økende ulykker. Det anvendes ML for å identifisere de mest utsatt områdene i både tid og rom, såkalte "black spots".	<a href="https://bibsys-almaprimo.hosted.exlibrisgroup.com/primop-explere/fulldisplay?docid=TN_cdi_proquest_journals_2270508303&amp;context=PC&amp;vid=NTNU_UB&amp;lang=en_NO&amp;search_scope=adaptorprimocentral_multiple_fe&amp;tab=default_tab&amp;query=any,contains,Safety%20science%20machine%20learning&amp;offset=0">https://bibsys-almaprimo.hosted.exlibrisgroup.com/primop-explere/fulldisplay?docid=TN_cdi_proquest_journals_2270508303&amp;context=PC&amp;vid=NTNU_UB&amp;lang=en_NO&amp;search_scope=adaptorprimocentral_multiple_fe&amp;tab=default_tab&amp;query=any,contains,Safety%20science%20machine%20learning&amp;offset=0</a>
5	Yu, Q. og Zhou, Y. (2019). 'Traffic safety analysis on mixed traffic flows at signalized intersection based on hard-adaoost algorithm and machine learning', Safety Science 120, 248-253.	Trafikksikkerhetsanalyse ved bruk av ML basert på varierende trafikkløst i kryss og maskinlæring	Ser på kryss i Kina for trafikken og prøver å se på hvorfor det skjer så mange trafikkløst. Rapporten ser og varierer på ulike faktorer for å prøve å se sammenheng på konflikter og hva som kan løse dem eventuelt hva som lager problemer. Faktorene for endring er eksempelvis kryssingstid, gangfart, fart på motorisert kjøretøy etc.	<a href="https://bibsys-almaprimo.hosted.exlibrisgroup.com/primop-explere/fulldisplay?docid=TN_cdi_gale_infotraccademiconefile_A60238416&amp;context=PC&amp;vid=NTNU_UB&amp;lang=en_NO&amp;search_scope=adaptorprimocentral_multiple_fe&amp;tab=default_tab&amp;query=any,contains,Safety%20science%20machine%20learning&amp;offset=20">https://bibsys-almaprimo.hosted.exlibrisgroup.com/primop-explere/fulldisplay?docid=TN_cdi_gale_infotraccademiconefile_A60238416&amp;context=PC&amp;vid=NTNU_UB&amp;lang=en_NO&amp;search_scope=adaptorprimocentral_multiple_fe&amp;tab=default_tab&amp;query=any,contains,Safety%20science%20machine%20learning&amp;offset=20</a>
6	Peng, T., Li, C. og Zhou, X. (2019). 'Application of machine learning to laboratory safety management assessment', Safety Science 120.	Maskinlæring for laboratorisikkerhet	Ser på utfordringer og underutvikling på laboratorier feltet for å øke sikkerheten ved hjelp av maskinlæring. Det sies at funnene er mer "reliable, intuitive and accurate" vs tradisjonelle metoder for sikkerhetsevalueringer.	<a href="https://bibsys-almaprimo.hosted.exlibrisgroup.com/primop-explere/fulldisplay?docid=TN_cdi_proquest_journals_2321876906&amp;context=PC&amp;vid=NTNU_UB&amp;lang=en_NO&amp;search_scope=adaptorprimocentral_multiple_fe&amp;tab=default_tab&amp;query=any,contains,Safety%20science%20">https://bibsys-almaprimo.hosted.exlibrisgroup.com/primop-explere/fulldisplay?docid=TN_cdi_proquest_journals_2321876906&amp;context=PC&amp;vid=NTNU_UB&amp;lang=en_NO&amp;search_scope=adaptorprimocentral_multiple_fe&amp;tab=default_tab&amp;query=any,contains,Safety%20science%20</a>
7	Ku, X. og Saleh, J. H. (2021). 'Machine learning for reliability engineering and safety applications: Review of current status and future opportunities', Reliability Engineering & System Safety 211, 107530.	Maskinlæring som beslutningsstøtte for sikkerhet. Snaker om de ulike læring av maskinen og hvor det kommer til nytte for beslutninger og sånt.	Artikkelen utforsker hva som finnes av nåværende informasjon for sikkerhetsapplikasjoner av ML forskjellige næringer. Det nevnes at treffsikkerhet og insikt vil øke ved bruk av ML kontra tradisjonelle tilnæringer og analyse. Som en følge av dette vil beslutninger ha bedre informasjonsgrunnlag, og dette vil som et resultat effektivisere ulykkesforbygging.	<a href="https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0951832021000892?token=F47C68AC717EB5631C1E369F8C6D5EE29A29FC87AED9EAD447211A5C8B049882E4C8141D3840715EA22DBE4F5EC3&amp;originRegion=eu-west-1&amp;originCreation=20220318113429">https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0951832021000892?token=F47C68AC717EB5631C1E369F8C6D5EE29A29FC87AED9EAD447211A5C8B049882E4C8141D3840715EA22DBE4F5EC3&amp;originRegion=eu-west-1&amp;originCreation=20220318113429</a>
8	Alawad, H., Kaewunruen, S. og An, M. (2019). 'Learning from accidents: Machine learning for safety at railway stations', IEEE Access 8, 633-648.	Maskinlæring for å øke sikkerhet på jernbanestasjoner basert på tidligere hendelser.	Maskinlæring kan benyttes på flere måter for å bedre sikkerhet for jernbanestasjoner. Blant annet er bruk av decision tree en mulighet. Dette kan gi veldig enkle og forståelige tolkninger av dataen. Rapporten nevner at funne tyder på at ML kan bli brukt til veldig mange forskjellige anvendelser innenfor å forbedre sikkerhet, og at rapporten burde brukes som inspirasjon til videre bruk.	<a href="https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&amp;number=89410928&amp;tag=1">https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&amp;number=89410928&amp;tag=1</a>
9	Loftus, T. J., Tighe, P. J., Filiberto, A. C., Balch, J., Upchurch Jr, G. R., Rashidi, P. og Bihorac, A. (2020). 'Opportunities for machine learning to improve surgical ward safety', The American Journal of Surgery 220(4), 905-913.	Maskinlæring i helsesektor. Ser på hvordan maskinlæring kan være en beslutningsstøtte som vil redde liv. Man vil være i stand til bedre overvåking og tidligvarling	Konkluderer med at ML vil være en god beslutningsstøtte, men er avhengig av god kvalitet på data og god trening. Utten god trening vil ML ikke predikere eller sortere riktig, derfor kan det bli felle beslutninger	<a href="https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S000296102030091X?token=BFE606D1DD6604452EFB31B795966A75CEE251EE6195FC92D0A83954CE31D32D00E7EA33BC27F2DAB77C38C66D65EE29A29FC87AED9EAD447211A5C8B049882E4C8141D3840715EA22DBE4F5EC3&amp;originRegion=eu-west-1&amp;originCreation=20220318113821">https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S000296102030091X?token=BFE606D1DD6604452EFB31B795966A75CEE251EE6195FC92D0A83954CE31D32D00E7EA33BC27F2DAB77C38C66D65EE29A29FC87AED9EAD447211A5C8B049882E4C8141D3840715EA22DBE4F5EC3&amp;originRegion=eu-west-1&amp;originCreation=20220318113821</a>
10	Varshney, K. R. og Alemzadeh, H. (2017). 'On the safety of machine learning: Cyber-physical systems, decision sciences, and data products', Big data 5(3), 246-255.	Usikkerheter ved epistemisk sikkerhet hvor ML blir anvendt.	Nevner blant annet at bruk av ML ofte neglisjerer graden av validitet(epistemisk) når det blir brukt for statistisk risikominimering. Spesielt når sikkerhet vurderes burde dette bli tatt rede for.	<a href="https://arxiv.org/pdf/1610.01256.pdf">https://arxiv.org/pdf/1610.01256.pdf</a>
11	Tian, L., Jiang, J. og Tian, L. (2019). 'Safety analysis of traffic flow characteristics of highway tunnel based on artificial intelligence flow net algorithm', Cluster Computing 22(1), 573-582.	Bruk av AI for å forbedre sikkerhet i tunneler.	I rapporten anvendes ML og AI for å forbedre trafikksikkerhet. Det presenteres ulike løsninger basert på funn fra rapporten, hvor faks sanntidsstyring er en løsning. Dette kan forbedre trafikkløst og bedre prediksjoner av trafikk. Nye teknologiske systemer kan bidra til å forbedre overvåking, repons og sikkerhet.	<a href="https://link.springer.com/article/10.1007/s10586-017-1340-3">https://link.springer.com/article/10.1007/s10586-017-1340-3</a>
12	Obrodović, I., Miličević, M. og Žubričić, K. (2014). 'Machine learning approaches to maritime anomaly detection', Naše more: znanstveni časopis za more i pomorstvo 61(5-6), 96-101.	ML-teknikker tfor å avdekke anomali og forbedre sikkerheten til sjøs	Funn fra rapporten viser at anomalideteksjon har utfordringer rundt å finne mønstre i data som samsvarer med forventet atferd. ML kani denne sammenheng benyttes for bedre prediksjoner og visualiseringer. Dette kan som et resultat bidra til bedre sikkerhet.	<a href="https://hrcak.srce.hr/file/192572">https://hrcak.srce.hr/file/192572</a>
13	Li, S., Qin, J., He, M. og Paoli, R. (2020). 'Fast evaluation of aircraft icing severity using machine learning based on ngboost', Aerospace 7(4), 36.	ML anvendes for å predikere isdannning på fly.	Skriver om hvordan ML kan være med på prediksjon av hvor mye og hvor is kan komme på et fly. Det vil både øke effektiviteten, redusere ressurbruk og redusere sikkerheten. Det kan også brukes som beslutningsstøtte for piloten.	<a href="https://www.mdpi.com/2226-4310/7/4/36/html">https://www.mdpi.com/2226-4310/7/4/36/html</a>
14	Choubey, S. og Karmakar, G. (2021). 'Artificial intelligence techniques and their application in oil and gas industry', Artificial Intelligence Review 54(5), 3665-3683.	Skriver om AI og hvordan være en beslutningsstøtte i olje og gass sektoren	I rapporten trekkes det frem områder hvor AI og ML kan brukes for å være bedre beslutningsstøtte til olje- og gasssektoren. Blant annet for bruk av transport av masser, produksjon, boring etc. Funn fra rapporten tyder på at mangev områdene hvor det kan anvendes er det store muligheter for effektivisering av både sikkerhet, kostnad og forbedre beslutningsgrunnlaget.	<a href="https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-020-09935-1">https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-020-09935-1</a>
15	Sattari, F., Macciotta, R., Kurian, D. og Lefsrud, L. (2021). 'Application of bayesian network and artificial intelligence to reduce accident/incident rates in oil & gas companies', Safety Science 133, 104981.	Bayesian network og AI for å avdekke feil og mangler i olje og gass næringen.	Resultater fra rapporten viser at alle metodene som ble anvendt viser identiske funn. Spesielt to funn markerer seg som store risikoer; Ressurintegritet og pålitelighet, samt ledelses oppmerksomhet og evnen til kontinuerlig forbedring.	<a href="https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0925753520303787?token=710973D93B9F2ABD316C897141555FDB4F819782F738A7A85484748D9F8099092D1F3F19DF7E442927E8517384C55E2&amp;originRegion=eu-west-1&amp;originCreation=20220323111558">https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0925753520303787?token=710973D93B9F2ABD316C897141555FDB4F819782F738A7A85484748D9F8099092D1F3F19DF7E442927E8517384C55E2&amp;originRegion=eu-west-1&amp;originCreation=20220323111558</a>







## D Vedlegg: Samtykkeskjema

### **Vil du delta i forskningsprosjektet “Maskinlæring som beslutningsstøtte for å redusere ulykkesrisiko”?**

Dette er et spørsmål til deg om å delta i et forskningsprosjekt hvor formålet er å finne ut hvordan maskinlæring kan brukes som beslutningsstøtte for å forbedre sikkerhet på arbeidsplassen og redusere antall ulykker. I dette skrevet gir vi deg informasjon om målene for prosjektet og hva deltakelse vil innebære for deg.

#### **Formål**

Dette prosjektet er en masteroppgave ved studieprogrammet Helse, Miljø og Sikkerhet (MIHMS). Formålet med prosjektet er å finne ut hvordan maskinlæring kan brukes som beslutningsstøtte for å bedre sikkerhet på arbeidsplassen og redusere antall ulykker. I denne sammenhengen skal det innsamles informasjon om hvordan maskinlæring brukes i ulike næringer i beslutningsprosesser. Denne informasjonen skal brukes for å finne ut hvordan maskinlæring kan implementeres i bygg- og anleggsnæringen og hvilke effekter dette kan ha for sikkerhet.

Forskningsspørsmål ved dette prosjektet er:

- Hva kjennetegner beslutningssituasjoner der maskinlæring brukes til bedre beslutningsstøtte i andre næringer?
- Hva kjennetegner beslutningssituasjoner (for sikkerhet) der maskinlæringsteknikker kan gi forbedret støtte til i BA-næringen?
- Hvorfor påvirker maskinlæring beslutninger om sikkerhet positivt og/eller negativt?

#### **Hvem er ansvarlig for forskningsprosjektet?**

Norges Teknisk-Naturvitenskapelige Universitet (NTNU) er ansvarlig for prosjektet. Prosjektet skrives i sammenheng med forskningsprosjektet *“Sustainable value creation by digital predictions of safety performance in the construction industry – DiSCo”*. Samarbeidspartnere inkluderer; sporveien, Norconsult, Safetec og Skanska. Institutt for industriell økonomi og teknologiledelse er også involvert i masteroppgaven.

#### **Hvorfor får du spørsmål om å delta?**

Prosjektet omhandler temaene maskinlæring, beslutningsprosesser og sikkerhet, og vi leter etter intervjuobjekter med erfaring innenfor ett eller flere av disse feltene.

#### **Hva innebærer det for deg å delta?**

Hvis du velger å delta i prosjektet, innebærer det at du stiller til et kvalitativt intervju. Dette vil ta 30-45 minutter. Intervjuet inneholder spørsmål om hvordan bruk av maskinlæring kan være en beslutningsstøtte og dens effekt på sikkerheten. Dine svar vil bli registrert gjennom lydopptak.

#### **Det er frivillig å delta**

Det er frivillig å delta i prosjektet. Hvis du velger å delta, kan du når som helst trekke samtykket tilbake uten å oppgi noen grunn. Alle dine personopplysninger vil da bli slettet. Det vil ikke ha noen negative konsekvenser for deg hvis du ikke vil delta eller senere velger å trekke deg.

#### **Ditt personvern – hvordan vi oppbevarer og bruker dine opplysninger**

Vi vil kun bruke opplysningene om deg til formålene vi har fortalt om i dette skrevet. Vi behandler opplysningene konfidensielt og i samsvar med personvernregelverket.

- Elizaveta Bambulyak (student), Vebjørn Kåsen Ditlevsen (student) og Eirik Albrechtsen (veileder) vil ha tilgang til data

- Navnet og kontaktopplysningene dine vil vi erstatte med en kode som lagres på egen navneliste adskilt fra øvrige data

Intervjuopptak og persondata vil bli trygt lagret og behandlet, hvor bare Vebjørn, Elizaveta og vår veileder, Eirik, vil ha tilgang til materialet.

#### **Hva skjer med opplysningene dine når vi avslutter forskningsprosjektet?**

Personopplysninger som navn vil bli anonymisert, og vi vil gjøre vårt beste for at du ikke skal bli kjent igjen i den endelige publikasjonen. Likevel, kan det ikke garanteres at personer innen ditt personlige nettverk, som har kjennskap til prosjektet, ikke gjenkjenner deg. Om du ønsker kan du også lese gjennom teksten som tar i bruk datamateriale fra intervjuet før det publiseres. Prosjektet skal etter plan avsluttes senest juni 2022, alle lydopptak og personopplysninger vil bli slettet.

#### **Hva gir oss rett til å behandle personopplysninger om deg?**

Vi behandler opplysninger om deg basert på ditt samtykke.

På oppdrag fra NTNU har Personverntjenester vurdert at behandlingen av personopplysninger i dette prosjektet er i samsvar med personvernregelverket.

#### **Dine rettigheter**

Så lenge du kan identifiseres i datamaterialet, har du rett til:

- innsyn i hvilke opplysninger vi behandler om deg, og å få utlevert en kopi av opplysningene
- å få rettet opplysninger om deg som er feil eller misvisende
- å få slettet personopplysninger om deg
- å sende klage til Datatilsynet om behandlingen av dine personopplysninger

Hvis du har spørsmål til studien, eller ønsker å vite mer om eller benytte deg av dine rettigheter, ta kontakt med:

- NTNU, Eirik Albrechtsen, på epost ([eirik.albrechtsen@ntnu.no](mailto:eirik.albrechtsen@ntnu.no)) eller på telefon 91 88 43 58, Elizaveta Bambulyak (student), på epost ([elizavb@stud.ntnu.no](mailto:elizavb@stud.ntnu.no)) eller på telefon 90 97 95 97, Vebjørn K. Ditlövsen (student) på epost ([vebjornd@stud.ntnu.no](mailto:vebjornd@stud.ntnu.no)) eller på telefon 90 24 78 73
- Vårt personvernombud: Thomas Helgesen, på epost ([thomas.helgesen@ntnu.no](mailto:thomas.helgesen@ntnu.no)) eller på telefon 93 07 90 38

Hvis du har spørsmål knyttet til Personverntjenester sin vurdering av prosjektet, kan du ta kontakt med:

- Personverntjenester på epost ([personverntjenester@sikt.no](mailto:personverntjenester@sikt.no)) eller på telefon: 53 21 15 00.

Med vennlig hilsen,

Elizaveta Bambulyak og Vebjørn Kaasen Ditlövsen  
(Studenter ved MIHMS, NTNU)

---

## Samtykkeerklæring

Samtykke kan innhentes skriftlig (herunder elektronisk) eller muntlig. NB! Du må kunne dokumentere at du har gitt informasjon og innhentet samtykke fra de du registrerer opplysninger om. Vi anbefaler skriftlig informasjon og skriftlig samtykke som en hovedregel.

- Ved skriftlig samtykke på papir, kan du bruke malen her.
- Ved skriftlig samtykke som innhentes elektronisk, må du velge en fremgangsmåte som gjør at du kan dokumentere at du har fått samtykke fra rett person.
- Hvis konteksten tilsier at du bør gi muntlig informasjon og innhente muntlig samtykke (f.eks. ved forskning i muntlige kulturer eller blant analfabeter), anbefaler vi at du tar lydopptak av informasjon og samtykke.

Hvis foreldre/verge samtykker på vegne av barn eller andre uten samtykkekompetanse, må du tilpasse formuleringene. Husk at deltakerens navn må fremgå.

Tilpass avkryssingsboksene etter hva som er aktuelt i ditt prosjekt. Det er mulig å bruke punkter i stedet for avkryssingsbokser. Men hvis du skal behandle særskilte kategorier personopplysninger og/eller de fire siste punktene er aktuelle, anbefaler vi avkryssingsbokser pga. krav om eksplisitt samtykke.

Jeg har mottatt og forstått informasjon om prosjektet "Maskinlæring som beslutningsstøtte for å redusere ulykkesrisiko", og har fått anledning til å stille spørsmål. Jeg samtykker til:

- å delta i intervju

Jeg samtykker til at mine opplysninger behandles frem til prosjektet er avsluttet

---

(Signert av prosjektdeltaker, dato)

