



Handelshøyskolen BI - campus Bergen

BTH 36201

Bacheloroppgave - Økonomi og administrasjon

Bacheloroppgave

Ansvarsfordeling når en aksjehandelsrobot feiler

Navn: Martine Elisabeth Klock, Katrine Vikenes, Nora Skeide

Utlevering: 07.01.2019 09.00

Innlevering: 03.06.2019 12.00

Ansvarsfordeling når en aksjehandelsrobot feiler



Bilde hentet fra <https://blog.gamingclub.com/no/de-beste-aksjer-innen-kunstig-intelligens/>

Bacheloroppgave

Eksamenskode: BTH 1411

6 semester

Handelshøyskolen BI Bergen

Utleveringsdato: 22.01.2019

Innleveringsdato: 03.06.2019

“Denne oppgaven er gjennomført som en del av studiet ved Handelshøyskolen BI. Dette innebærer ikke at Handelshøyskolen BI går god for de metoder som er anvendt, de resultater som er fremkommet, eller de konklusjoner som er trukket”

Sammendrag

Denne bacheloroppgaven tar for seg temaene aksjehandel, kunstig intelligens og moralsk ansvar. Vi ser på de ulike aktørene, rollene og deres ansvar. Vi har gjennomført et eksperiment med 138 respondenter for å undersøke menneskers holdning til ansvarsfordeling når roboter gjør feil. Hensikten med oppgaven har vært å besvare vårt overordnede forskningsspørsmål:

«Hvor plasseres ansvaret når aksjehandelsroboter gjør feil?»

På bakgrunn av vårt overordnede forskningsspørsmål og teori har vi formulert seks hypoteser. Forskningsmateriale vi har studert viser at en liten andel menneskelige investorer er gode nok til å dekke sine kostnader ved aksjehandel, men at aksjehandel av og til er opp til tilfeldigheter. Kunstig intelligens benytter derimot algoritmer og tidligere datasett for å gi presise prognoser og baseres ikke på tilfeldigheter. Menneskelig investor har et valg mellom å benytte seg av aksjehandelsrobot eller egne ferdigheter. Med dekning i teorien finner vi ut at ved å ha et valg følger ansvar.

Vi konkludere med at menneskelig investor hadde et valg og får derfor i større grad et ansvar. Det er viktig å poengtere at en menneskelig investor ikke skal stå fullstendig ansvarlig når han ikke er informert om ansvaret som medfølger av valget. En leder tok et valg ved ansettelse av en menneskelig investor, og bør derfor stå delansvarlig for utfallet. Våre funn tyder på at når menneskelig investor er juridisk forpliktet tildeles han mindre ansvar. Utvikleren av den kunstige intelligensen bør alltid utvikle roboter med «manual mode» for å kunne fraskrive seg ansvar.

Forord

Denne Bacheloroppgaven er skrevet av tre jenter som har fulgt studiet Økonomi og administrasjon ved Handelshøyskolen BI, Campus Bergen. Dette er avsluttende oppgave etter tre år ved BI. Vår veileder har vært Mads Nordmo Arnestad.

Oppgaven handler om hvor ansvaret ligger når aksjehandelsroboter gjør feil.

Hele arbeidet med oppgaven fra prosessen med innhenting av data til hypotesetesting og selve skriveprosessen har vært utfordrende, krevende og veldig lærerik. Etter denne innsatsen og innlevert oppgave sitter vi igjen med mye ny erfaring og læring. Vi har bedret våre skriveegenskaper, vi har blitt dyktigere til å samarbeide i gruppe og fått ny kunnskap om et tidsaktuelt tema. I arbeidet med oppgaven har vi fått større forståelse og respekt for hvordan vi skal lete og hente ut informasjon fra forskningsartikler, dette har vært en tidkrevende og utfordrende prosess.

I gruppen har vi fordelt arbeidsoppgaver samtidig som vi har jobbet i felleskap med mål om å levere et godt resultat. Vi opplevde en trygghet i å være flere i prosjektet, til å ha et kritisk blikk og vi fikk flere vinklinger og refleksjoner.

Vi ønsker å takke vår veileder Mads Nordmo Arnestad for å ha inkludert oss i et spennende og dagsaktuelt tema.

Katrine Vikenes, Nora Skeide, Martine E. Klock
Bergen, Vår 2019

Liste over figurer og tabeller

Figur 1. Oversikt over eksperimentets deisgn	25
Figur 2. Kjønn.....	27
Figur 3. Privat eller offentligsektor	28
Figur 4. Høyeste fullførte utdanning	28
Figur 5. Stilling på arbeidsplassen.....	29
Figur 6. Inntekt i løpet av et år	29
Figur 7. Gjennomsnitt av resultater	35
Tabell 1. Cronbachs Alpha	32
Tabell 2. Korrelasjonsmatrise.....	33

Innholdsfortegnelse

Forord	3
Liste over figurer og tabeller	4
Innledning	7
1.0 Teori	7
1.1 Aksjehandel	7
1.2 Kunstig intelligens.....	11
1.3 Oppfattelse av moralsk ansvar	15
2.0 Hypoteser	19
3.0 Metode	21
3.1 Validitet og reliabilitet	21
3.2 Forskningsdesign	22
3.2.1 Primær- og sekundærdata	22
3.2.2 Kvalitativ eller kvantitativ metode	22
3.3 Rekruttering av respondenter.....	23
3.3.1 Invitasjon	24
3.4 Eksperimentets design	25
3.5 Utfallsmål.....	26
4.0 Resultater	26
4.1 Deskriptive data	27
4.2 Kritisk evaluering av dataene	30
4.3 Etisk innhenting av data.....	31
4.4 Sammenheng mellom data.....	31
4.4.1 Cronbachs alfa	31
4.4.2 Korrelasjonsmatrise	32
4.5 T-test: Mellomgruppeforskjeller.....	33
5.0 Diskusjon	36
5.1 Implikasjoner.....	37
5.2 Svakheter ved vår studie.....	40

<i>5.3 Forslag til videre forskning</i>	41
<i>5.4 Konklusjon</i>	41
6.0 Referanseliste	43
7.0 Vedlegg Spørreundersøkelse	Error! Bookmark not defined.

Innledning

Kunstig intelligens er godt implementert i dagens samfunn og fortsetter med sterk fremvekst. Eksempelvis innen finansbransjen har kunstig intelligente aksjehandelsroboter evnen til å gi treffsikre prognoser oftere enn menneskelige investorer. Når en aksjemegler plasserer midler er det megleren selv som står for ansvaret. Vi lurer på hvor ansvaret plasseres dersom en menneskelig investor har benyttet seg av en aksjehandelsrobot og den gjør feil. Formålet med denne oppgaven er å undersøke hvor ansvaret plasseres når en aksjehandelsrobot gjør feil.

1.0 Teori

1.1 Aksjehandel

Det har vært mye forskning på hvorvidt aksjehandel faktisk skyldes ferdigheter eller flaks. De fleste handlingene er en kombinasjon av begge deler. Vi har sett på flere studier som setter søkelyset på forvalteren sine aksjekjøp, deres evne til å velge de riktige aksjene og fondets avkastningsresultater. I studien til Eugene Fama og Kenneth French (2010) "Luck versus skill in a cross-section of mutual fund returns" undersøkes flaks mot ferdigheters påvirkning på avkastningen i et tverrsnitt av flere fond. Resultatene viste at de beste fondsforvalterne leverte høyere avkastning enn Fama-French sin tre-faktor-modell. Imidlertid var det færre av de aktive fondsforvaltere (ca. 2%) som klarte å overgå referansen i tre-faktor-modellen enn det som forventes ved en tilfeldighet. Fama-French (1992) sin tre-faktor-modell består av tre aksjevariabler; markedsrisiko, firmaet sin størrelse og et fundamentalt risikomål i bokførtverdi til markedsverdi. Avkastningen til fondsforvalterne var imidlertid ikke høy nok til å konkludere med at deres ferdigheter var gode nok til å dekke kostnadene ved aktiv forvaltning. Fama-French kunne heller ikke konkludere hvorvidt den høye avkastningen skyldes ferdighet fremfor flaks. Når Fama og French (2010) så på resultatene i forhold til bruttoavkastningen virket utslaget bedre, men dette ble irrelevant ettersom kostnadene ikke var trukket fra og ingen aktiv fondsforvalter er villig til å jobbe

gratis. Fama og French (2010 s.1916) konkluderte med at «for (aktive) fondsforvaltere er simuleringsresultatene nedslående».

Kosowoski et. al (2007) tok i bruk en ny bootstrapping statistisk metode for å finne prestasjonen til den amerikanske fondsbransjen i perioden 1975-2002. En bootstrap metode er nødvendig fordi tverrsnittet av aksjefondets forskjeller mellom forventet og faktisk avkastning(alfa) ikke har en normalfordeling på grunn av ulik risikotaking av fond. I tillegg til ulikheter mellom fordeling av alfa i individuelle fond. En bootstrap metode tar i bruk eksisterende datasett for å lage nye datasett. Metoden kan brukes til å estimere statistiske egenskaper til et utvalg der vi allerede kjenner til datasettet (Mateus et. al, 2015 s. 161). Resultatene viser at kun en betydelig minoritet av fondsforvaltere plukker aksjer godt nok til å dekke kostnadene sine. I denne studien legger de mye vekt på den statistiske signifikansen av ytelse og prestasjonsevne for de beste og verste fondene. Dette finner de ved hjelp av en fleksibel bootstrap prosedyre brukt på en rekke ubetingede og betingede faktormodeller av ytelse. Resultatene viser at ytelsen til fondsforvalterne ikke kun skyldes flaks. De finner viktige forskjeller i tverrsnittet av fond som tilhører ulike investeringskategorier. Blant vekstorienterte fond finner de sterkere bevis på sammenhengen mellom aktiv ledelse, god prestasjon og vedvarende ytelse. Mens det var ingen bevis for overlegen prestasjon blant fondsforvaltere blant inntektsorienterte fond. Konklusjonen er at å bruke bootstrap metoden er ulik fra å bruke en standard t-test (Kosowoski et. al 2007).

En lignende studie ble gjennomført i Storbritannia av Cuthbertson et al. (2007). Studien ble utført ved hjelp av et omfattende datasett for britiske aksjefond og en bootstrap metode for å skille mellom ferdighet og flaks i tidligere ytelse av fond. Forskerne fant ikke dokumentasjon for ekte og dyktig aksjeplukkingsevne hos fondsforvalterne i mer enn 5 til 10 % av de beste aksjefondene i Storbritannia. Det vil si ytelse som ikke bare skyldes flaks (Cuthbertson, Nitzche, & O'Sullivan, 2007). Resultatene stemmer overens med nyere bevis av Kosowski et. al (2007). Ved videre forskning av ulike investeringsmål ble det avdekket at noen av de beste resultatfondene viser aksjeplukningsferdigheter, mens denne egenskapen generelt ikke eksisterer blant små aksjefond. Studien viser også at positiv prestasjon blant «onshore fonds» skyldes dyktighet. Derimot er positiv prestasjon

i «offshore fonds» mer relatert til flaks (Cuthbertson, Nitzche, & O'Sullivan, 2007). På den andre side avviser resultatene troen om at de fleste fond som presterer dårlig bare er uheldige. De fleste fondene reflekterer dårlige ferdigheter, som stort sett stemmer overens med resultatene til amerikanske fond (Kosowoski et. al (2007)). Resultatene strider imot konkurransemodellen til Berk og Green (2004). Modellen tilsier at dårlig ferdighet fører til tap i flere fond og fondene som overlever bør ha lik avkastningen som børsnoterte passive fond. Svak prestasjon av et fond over en lang periode indikerer at fondsforvaltere enten ikke evaluerer fondets dårlige prestasjon godt nok, vegrer seg for fondsbytter, eller effekten av at fondsforvaltere selger midler som har økt i verdi, men beholder midler som synker i verdi (Cuthbertson, Nitzche, & O'Sullivan, 2007).

Studien til Brandford Cornell, 2008 «Luck, Skill and Investment Performance» vurderer den relative effekten av flaks og ferdigheter i investeringsresultatet. Det er helt avgjørende å skille mellom flaks og ferdighet for beslutningsprosesser ettersom ferdigheter ikke er basert på tilfeldigheter slik flaks er. En fondsforvalter med flaks i et år har ikke nødvendigvis mer flaks enn en annen fondsforvalter året etter. En fondsforvalter som er dyktig i år er ikke nødvendigvis dyktig til neste år. Ferdighet og flaks kan ikke observeres uavhengig av hverandre. Branford Cornell (2008) brukte en statistisk analyse for å skille de to variablene. Cornell brukte Morningstars 2004-database for gjensidig fondsutvikling til å analysere en homogen prøve på 1.034 fond som investerte i aksjer til selskaper med stor verdi. Resultatene tyder på at tverrsnittvariasjonen i fondets prestasjon skyldes tilfeldigheter. Dette resultatet tilsier at "det meste av den årlige variasjonen i ytelse skyldes flaks og ikke ferdighet." (Cornell, 2008, s. 6) (Cornell, 2008).

Fondsutviklere har hatt en utvikling i ferdigheter de siste årene. Studien til Pástor, Stambaugh, & Taylor «Scale and Skill in Active Management» (2015) tar for seg dette. Studien ser på perioden mellom 1979 og frem til 2011. Pástor et.al (2015) avdekker at "økende bransjestørrelse gjør det vanskeligere for fondsforvaltere å prestere bra til tross for deres økende ferdigheter. Bransjen i dag er større og mer konkurransedyktig enn den var for 30 år siden. Det krever derfor mer ferdighet for å holde tritt med resten." (Pástor, Stambaugh, & Taylor, 2015, s. 25).

Flere studier tar for seg fond som har gjort det bra det siste året og fortsetter å være overlegen på kort sikt (en til åtte kvartaler) (Hendricks, Patel, & Zeckhauser, 1990). Studien til Bryan (2016) konkluderte med at fond som har hatt god avkastning det siste året ofte fortsetter den gode utviklingen det neste året. I tillegg viser studien at fond som gjorde det bra over tre, fem og ti år ikke er så forskjellig fra å kaste en mynt (50/50) (Bryan & Li, 2016). Det er funnet bevis på at forskjeller i ytelse mellom fondets standhaftighet over tid og utholdenhet, er i samsvar med fondsforvalternes evne til å oppnå unormal avkastning. Tidligere ytelse av fond gir nyttig informasjon til fondsforvaltere som vurderer å investere i et fond (Grinblatt & Titman, 1992). Hendricks, Patel og Zeckhauser (1991) hevder at den nyeste tidligere ytelsen gir nyttig informasjon om fremtidig ytelse. De presenterer bevis på unormalt høyt nivå av ytelse for strategier som kjøper aksjefond basert på resultatene de har målt de siste to til åtte kvartalene (Hendricks, Patel, & Zeckhauser, 1993; Grinblatt & Titman, 1992, s. 1983).

I forskningen til Carhart (1997) viser han at vanlige faktorer i aksjeavkastningen og investeringskostnader nesten alene forklarer standhaftighet til aksjefondene sin gjennomsnittlig og risikjusterte avkastning. Resultatene hans støtter ikke eksistensen av dyktige eller informerte porteføljeforvaltere. Kosowoski et. al (2007) mener at funnene til Carhart (1997) generelt viser at standhaftighet i overlegne fonds prestasjon er veldig svak til ikke-eksisterende (Kosowoski et. al 2007, s.2590). Kosowoski (2007) utføre en bootstrap prosedyre på Carhart (1997) sin studie for å kvalitetssikre resultatene som i utgangspunktet var utført ved bruk av en standard t-test. Resultatet av bootstrap prosedyren viser at resultatene ligner, men det er en vesentlig forskjell. Bootstrap metoden gir en viktig innsikt i de største fondsgrupperingene består av fond som presterer. I tillegg aviser den sterkt at de største fondsgrupperingene ikke presterer.

Felles for alle studiene er at fondsforvalterens avkastning kan skyldes mer flaks enn det som er forventet. Forskerne fant ekte og dyktig aksjeplukkingsevne hos forvalterne i kun 5-10% av de beste aksjefondene (900 fond analysert). (Cuthbertson, Nitzche, & O'Sullivan, 2007). Studier viser at fondsforvaltere kan få nyttig informasjon ved å se på tidligere ytelse av fond. Dette kan være med å kartlegge fremtidig ytelse av fond (Grinblatt & Titman, 1992). Og dette kan være

et hjelpemiddel for fondsforvaltere. Fondsforvaltere har høyere ferdigheter nå enn for 30 år siden, men konkurransen og markedet er mer krevende. Selv om ferdighetene er bedre får de ikke bedre resultater (Pástor, Stambaugh, & Taylor, 2015). Fama og French (2010) sin studie viser at det bare var omlag 2% av fondsforvalterne som klarte å overgå deres tre-faktor modell. Avkastningen var derimot ikke så høy at Fama og French (2010) kunne konkludere at den høye avkastningen skyldtes flaks eller ferdigheter. Kosowski et. Al (2007) og Keith Cuthbertson et. Al (2007) fant at det er liten andel av fondsforvaltere som velger ut gode nok aksjer til å dekke merkostnadene som oppstår ved aktiv fondsforvaltning. Dette vil si at avkastningen ikke utelukkende skyldes en tilfeldighet. Brandford Cornel (2008) undersøkelsen viser at det meste av ytelsen skyldtes flaks og ikke ferdighet.

Det vi erfarer og som gjentar seg i alle studiene er at aksjehandel kan baseres mer på tilfeldigheter enn det som er forventet. Og det er en liten andel av de aktive fondsforvalterne som har gode nok ferdigheter til å levere en meravkastning høy nok til å dekke de totale merkostnadene.

1.2 Kunstig intelligens

For å forstå hvordan kunstig intelligens benyttes innen finansbransjen og til investeringstjenester, er det viktig å ha forståelse for hva kunstig intelligens er, og hvordan den bygges. Kunstig intelligens defineres som aggregering av flere ulike teknologier som opererer likt som menneske i dens måte å lære, reagere, oppfatte, bestemme og anbefale (Milner & Berg, 2019). Desto mer avansert kunstig intelligens er og desto mer informasjon den klarer å innhente, jo mer likner kunstig intelligens på menneskelig intelligens (SAS – The power to know, 2019). Kunstig intelligens er videreutviklet av det som kalles maskinlæring. PWC og Deloitte definerer maskinlæring som teknologi bygget opp av distinkte algoritmer, der algoritmene trekker beslutninger basert på de mønstre algoritmen er designet til å plukke opp ved eksponering for et datasett (PWC Norge, 2019; Deloitte Norge, 2018; Deloitte Global, 2018).

Innen samfunnsvitenskapen har det lenge vært faktum at alt som kan registreres i et dokument kan bli oversatt til kodespråket og deretter bli lest av algoritmer (Meehl & Grove, 1996). Nyere teknologi som big data gjør det mulig å lese større og kompliserte kodet datamengder. Big data defineres ved teknologi som gjør det mulig å analysere summen av store mengder strukturerte- og ustrukturerte datamengder hurtigere og mer nøyaktig enn tidligere. Teknologien benyttes innen maskinlæring, kunstig intelligens og algoritmer til å skaffe et bredt analysegrunnlag av informasjon. Dette gir en innsikt for å gi grunnlag til beslutningsstøtte (Andersen & Magne, 2015; McAfee et. al, 2012). Satsingen på data og fremveksten av big data har oppfordret til økning av algoritmer (Davenport & Harris, 2017). Økningen fremtrådte det som i nyere tid kalles maskinlæringsalgoritmer. Denne form for algoritmer lærer (Michie, Spiegelhalter, & Taylor, 1994). Algoritmen benyttes i hovedsak sammen med big data. Den identifiserer forutsigbare forhold mellom variabler som menneskeskelig intelligens ikke har evne til å se. Dette skaper et bredere innsyn og kan gi større utfordringer, men også muligheter til en virksomhet (Coglianese & Lehr, 2017). Resultatet av økningen innen kunstig intelligens finner vi i den enorme fremveksten av digitale tjenester. En digital tjeneste inneholder en form for algoritme og legger igjen spor digitale spor. Digitale spor plukkes opp av big data eller kunstig intelligens. Et eksempel kan være funksjonen «Siri» på Apple's iPhone.

Dietvorst (2016) definerte algoritmer som bevisbasert prognose-formel eller regel. Formelen eller regelen inkluderer statistiske modeller, valg, avgjørelser og alle andre mekaniske prosedyrer som blir brukt til å gi prognoser. Algoritmisk metode dreier seg derfor om å bruke dataresultatene fra tidligere beslutninger til å konstruere statistiske modeller. Dette resulterer i en formel som oppdager gjentakende mønstre og kombinerer dette med informasjon som tilrettelegges i enhver beslutning (Dietvorst B. J., 2016). Algoritmene benyttes for å gi prognoser på fremtidige hendelser, basert på tidligere mønstre i resultatene. I meta studiene til (Meehl & Grove, 1996; Grove, Lebow & Nelson, 2000) underbygger forskerne det samme som Dietvorst (2016). Forskerne beviser at algoritmer er mer presise og nøyaktige enn mennesker til å gi prognoser. Dette gir grunn til å tro at mennesker automatisk ønsker å benytte seg av algoritmer og kunstig intelligens.

Derimot kan vi finne i forskning som tyder på det motsatte. Germann og Christoph (2019) viser at innen medisin så er anbefalinger gitt fra menneskelig fysiologer verdsatt høyere enn anbefalinger gitt fra maskin, eller fysiolog som bruker maskin (Germann & Merkle, 2019; Promberger & Baron, 2006; Shaffer, Probst, Merkle, Arkes & Medow, 2013). I 1954 viste Meehl at algoritmen og statistiske modeller er overlegene i deres prognoseberegning. Få år etter bekreftet Dawes (1979) den samme overlegenheten til lineære modeller i sin forskning.

Algoritmene er bygget på flere statistiske modeller. Et eksempel er lineære modeller som Dawes (1979) viser til i sin forskning. Dawes (1979) forklarer at mennesker er dyktige til å velge riktige variabler men at de ikke viser like stor grad av dyktighet til å integrere variablene slik at variablene gir sammenheng. Her klarer lineære modeller å integrere informasjon, vise sammenhenger og lage prognoser. Egenskapene til lineære modellene beviser at de er aktuelle i algoritmer, og kan styrke prognoseberegningen algoritmene finner. Videre klarer algoritmen å forstå variabler menneskelig intelligens ikke evner å oppfatte som sammenliknbare. Slik som Dawes (1979), påpeker Meehl og Grove (1996) det faktum at mennesker ikke har like effektive metoder som statistiske modeller og algoritmer for å prognosere.

I mange tilfeller velger mennesker likevel å ikke benytte seg av disse modellene, til tross for deres tydelig bedre prognoser. Dette definerte forskerne som algoritme aversjon (Meehl, 1954; Dawes 1979; Grove, Lebow & Nelson, 2000; Dietvrost B. J., 2016).

Algoritme aversjon kan forklares av at mennesker ønsker å heller benytte seg av prognoser gitt av mennesker fremfor algoritmer eller kunstig intelligens. Selv når de er kjent med at den kunstige intelligensen overlegent utkonkurrerer menneskelige prognosering. Dietvorst (2016) mente folk flest ønsket å benytte seg av kunstig intelligens i første omgang grunnet tiltroen til at egenskapene til kunstig intelligens kan gi perfekt prediksjon. Dersom folk hadde mer tiltro til menneskelig prognosering enn kunstig intelligens, ville man velge å benytte seg av prognosen gitt av et menneske, ifølge Dietvorst (2016).

Mennesker har grunnleggende egenskaper som gjør at man misliker datamaskiner, utrygghet og anser datamaskiner som trusler, viste Meehl og Grove (1996). Meehl og Grove (1996). Motstanden førte til at mennesker ikke benyttet seg av roboten sine prognoser. Dette bygger på Dietvorst, Simmons og Massey (2015) sine funn som tilsier at dersom folk flest fant feil i den kunstige intelligensen så mistet de tiltroen mye raskere til den kunstige intelligensen enn til menneskelig prognoser. Dietvorst, Simmons og Massey (2015) påviste at så lenge mennesket kan velge mellom å modifisere algoritmen slik at de kan påvirke prognosene og derfor utfallet, så velger de oftere å benytte seg av den kunstige intelligensen.

I dag benyttes teknologi til å supplere og forsterke finansielle tjenester på mange ulike måter. Dette har ført til utviklingen av det nye begrepet FinTech, en forkortelse for finansiell teknologi (KPMG, 2017). FinTech innebærer fremtreden av teknologi innen finansbransjen. Den enorme veksten innen FinTech og nye FinTech-virksomheter forårsakes av det digitale skiftet i samfunnet, der kunder og forbrukere i høyere grad krever digital tilgjengelighet og enklere digitale løsninger (PWC Global, 2016). FinTech innebærer kunstig intelligens og dens kompleksitet, der den blir tilpasset sitt bruk for de ulike delene av finansbransjen. Virksomheter utvikler egne roboter for å kunne holde følge med, spesialisere seg og dekke etterspørselen fra marked og konsumenter. Swedloff (2014) og FINRA (2016) definerer denne form for kunstig intelligens som «robo advisor» eller rådgivningsroboter. Blackrock er en av virksomhetene som har utviklet sin egen digitale robot med evnen til å skreddersy optimale finansielle løsninger til hver enkelt kunde. Den digitale rådgiveren eller rådgivningsroboten integrerer automatiserte algoritmer, maskinlæring og kunstig intelligens i sin styringsprosess for å kunne gi optimal prognosering innen formuesforvaltning, skattestyring, seleksjon av produkter og utførelse av handel (Blackrock, 2016). Eksempel på en slik robot er en kunstig intelligent aksjehandelsrobot. En slik robot oppdager gjentakende mønstre fra big data om tidligere aksjers avkastning, før den lærer av erfaringene og mønstrene, slik at roboten kan forsøke å velge ut aksjer som gir best avkastning (Vedlegg 8).

Kunstig intelligente roboter blir i dag utviklet av spesialister og ingeniører. Enten av virksomheter som selv skal benytte seg av dem, eller av konsulentvirksomheter

som utvikler for andre. Amazon's Alexa (2010-2019) og Apple's Siri (2019) er eksempler på vellykkete kunstig intelligente roboter som er integrert i hverdagslivet i samfunnet. Innen FinTech og medisin er IBM Watson (2019) en av de største. Det finnes likevel eksempler der kunstig intelligens feiler og har fått katastrofale konsekvenser. Blant annet IBM Watsons kunstig intelligente «Watson for Oncology» (Whelan, 2018). «Watson» skulle være til hjelp for å finne en kur mot kreft. Roboten lærte på bakgrunn av teoretisk data, og ikke reelle pasienter. Dette førte til at Watson ga feil prognoser og anbefalte feil medisiner. Flere forskere mente at dette skyldtes at IBM sine ingeniører ikke hadde implementert korrekt inndata, noe som førte til at de maskinlærene algoritmene som «Watson» skulle benytte til å lære av, ga feil resultater (Ross, 2018). Vladeck (2014) s. 120-121 mente at ethvert menneske som har en rolle i å utvikle maskinen og hjelper med å tilrettelegge beslutningsprosessen kan være delvis eller helt ansvarlig for feil som kan forekomme. Enten uaktsomme eller bevisste, som er utført av eller har involvert maskinen.

I dag er det avgjørende for virksomheter å benytte seg av teknologien tilgjengelig innen FinTech. Flere og flere bedrifter utvikler egne kunstig intelligente roboter, og teknologien, algoritmene og dataene blir mer og mer komplekse. Vi har vist at algoritmer og kunstig intelligens gir bedre prognoser enn mennesker, og kan se en økende trend innen kunstig intelligens i dagens digitale hverdag. Mennesker benytter seg i større grad av kunstig intelligens og har mer tillit til den en før, noe som gjør at robotene generer mer data. Slik kan kunstig intelligens lære mer av dataen, slik at den kan tilnærme seg menneskelig intelligens. Dette gir grunnlag til å tro at virksomheten som klarer å utvikle den beste kunstig intelligensen kan klare å overbevise folk flest om å benytte seg av deres robot og med det gi virksomheten størst konkurransefortrinn.

1.3 Oppfattelse av moralsk ansvar

I dagens samfunn er det felles forståelse av at man skal holdes ansvarlig for de valgene man tar. Ideen om valgfrihet er vanvittig kraftig, og det er viktig å være klar over når og hvorvidt man blir holdt personlig ansvarlig for sine handlinger

(Cappelen, Fest, Sørensen, & Tungodden, 2016). Moralsk ansvar blir gjeldende i situasjoner der man må ta et valg med konsekvenser for andre enn seg selv, som kan være omfattende i større eller mindre grad (Zsolnai, 1997). En viktig faktor å se på i tillegg til moralsk og personlig ansvar, er valgkonseptet og friheten til å ta egne valg. Thomas Jefferson definerte frihet og valg: "Frihet er retten til å velge: Retten til å skape valgalternativer for seg selv." (S. Iyengar & R. Lepper, 1999).

W. Cappelen, Fest, Ø. Sørensen og Tungodden (2013) publiserte en studie som undersøker hvorvidt folk legger vekt på valgfenomenet ved et risikabelt alternativ. Selv i situasjoner der vedkommende ikke har noe reelt alternativ. Dette fenomenet kalles for over-tilskrivelse av individuelt ansvar. Rapporten til Cappelen et.al (2013) tilsier at de har funnet sterke bevis for nettopp dette. Folk flest viser mer aksept til ulike utfall dersom man i forkant fikk presentert et valg. Selv om valgene er langt i fra hverandre og det er åpenbart at det ene valget er bedre enn det andre, så viser studien at så lenge personen har et valg så blir man tillagt personlig ansvar. Sett fra et utenforstående perspektiv viser det også at folk har lettere for å akseptere ulikheter når vedkommende hadde valgalternativer, uansett hvor avvikende disse var fra hverandre (Cappelen, Fest, Sørensen, & Tungodden, 2013).

I 2016 publiserte Cappelen et.al en studie om et eksperiment som gikk ut på ansvarstildeling ved valg. Respondentene fikk et valg mellom å få 1 kr risikofritt, eller å satse på å vinne 100 kr. Ved tap fikk respondentene 0 kr. Det var like stor sjanse for å vinne og å tape. Alle respondentene valgte å satse på 100 kr fremfor å 1 kr helt risikofritt. Halvparten av gruppen fikk valget mellom å satse på gevinst eller ikke. Den andre halvparten fikk ikke velge. En tredje gruppe observerte alt. Hver enkelt person i den observerende gruppen fikk velge om en del av gevinsten til vinneren av 100 kroner skulle gis bort i trøstepremie til de som tapte. Det kom frem av resultatene at den tredje gruppen hadde mer medfølelse for gruppen som ikke hadde noe valgalternativ, fremfor de som hadde et valgalternativ. Resultatene tilsier at de som hadde et valg var mer utsatt for personlig ansvar. Dette gjelder til tross for at alle ville valgt å satse på 100kr (Cappelen, Fest, Sørensen, & Tungodden, 2016). Cappelen et al. (2016) definerer i sin forskningsartikkel to minimale kriterier som må oppfylles for å kunne tildele et menneske personlig

ansvar. Folk skal kun holdes personlig ansvarlig for utfall de er årsaksansvarlig for, og som kunne vært unngått ved å velge et annet alternativ som ikke er urimelig.

Bevissthet rundt risikotaking er med på å gjøre folk mer tolerant for ulikheter. Hvorvidt det blir oppfattet at en person er tvunget til å gjøre noe risikabelt eller å gjøre det av fri vilje, er det som avgjør om vedkommende blir holdt personlig ansvarlig for følgene, ifølge Kent Greenfield (Greenfield, 2011). Cappelen et. al (2016) mener at store ulikheter i økonomisk velstand ofte blir sett på som rettferdig dersom folk har valgt å eksponere seg selv for risiko. Selv om valgalternativet ikke ville vært logisk å velge, legges det vekt på prinsippet om at man i teorien hadde et valg. Den moralske rettferdighetsgjørelsen for å holde mennesker ansvarlig for konsekvensene som følger med et valg, er hvis en valgte et annet alternativ så ville utfallet trolig vært annerledes (Dworkin, 1981a,b). Det er tydelig generell bred enighet om at med en gang valgfriheten og muligheten for å ta et valg blir mulig, står man personlig moralsk ansvarlig for følgene.

Mercier, Wiwad, Aknin, Robinson & Shariff (2018) publiserte fem studier for å teste om troen på valg og fri vilje påvirker folks aksept og støtte for økonomisk ulikhet. Hypotesen ble bekreftet, og de fant at troen på fri vilje og valg påvirker folks aksept for ulikhet. Alle fem testene bekreftet dette. Et av de fem studiene viste blant annet at folk er mer villige til å støtte ulikhet i et hypotetisk univers hvor fri vilje eksisterer, fremfor et univers der fri vilje ikke eksisterer (Mercier, 2018). Dette bekrefter hypotesen til Cappelen et.al (2013) om folk er tilbøyelig for å akseptere økonomiske ulikheter når det har vært et valg til stede for vedkommende. Studie til Krishna Savani og Aneeta Rattan (2012) bekrefter også hypotesen om at valg har omtrent all betydning. De viser at begrepet valg gjør folk mindre støttende til omfordelingspolitikk på grunn av troen på at livsutfallene skyldes individuelle valg. Savani og Rattan (2012) påpeker at tilstedeværelsen av valg gjør folk mer villige til å akseptere ulikhet, selv når individet ikke er en direkte årsak for utfallet.

En annen interessant observasjon om folks mening rundt personlig ansvar, er hvilken side av politikken ulike mennesker står på. Også i politikken er fordeling

av goder et kontroversielt tema, noe som reflekterer hvor stort ansvar man tillegger hver enkelt person for deres økonomiske situasjon. Det typiske er at folk på høyresiden av politikken mener at mennesker selv må stå til ansvar for de faktorene som bestemmer deres inntekt og økonomiske situasjon. Venstresiden pleier typisk å tillegge mindre personlig ansvar til hver enkelt, og er mer opptatt av likhet (Tungodden, Ø. Sørensen, & W. Cappelen, 2010). Begge sidene mener at man står personlig ansvarlig for sine valg, de mener det bare i ulik grad. Dette underbygger de ovennevnte forskeres resultater om at majoriteten mener at dersom vedkommende hadde en mulighet til å ta et valg, står personen til ansvar for utfallet. Alle studier vi har funnet underbygger dette, og de viser tydelig at hvorvidt man har muligheten til å ta et valg eller ikke avgjør hvor mye personlig ansvar som tildeles.

En studie som er viktig å nevne, er Peter Vallentyne (2008) sin artikkel "Brute luck and responsibility". Han går nærmere inn på problematikken rundt delvis personlig ansvar for utfall der en persons valg bare er en av mange faktorer som leder til utfallet. Et eksempel er en situasjon der en person har nok informasjon til å ta et valg. Hvilket alternativ denne personen velger er ikke alene det som bestemmer utfallet. Personens valg avgjør kun sannsynligheten til de ulike utfallene. Det endelige utfallet av situasjonen bestemmes av eksterne hendelser og valg denne personen ikke har kjennskap til på tidspunktet valget blir tatt. Vallentyne (2008) diskuterer dermed hvor stort personlig ansvar en person kan tillegges, når han ikke står alene for faktorene som avgjør utfallet. Han konkluderer med at det ikke tildeles fult personlig ansvar når valget alene ikke avgjorde utfallet. Tidligere avgjørelser må tas i betraktning når ansvaret skal pålegges. Sannsynligheten for utfallet på tidspunktet valget ble tatt må også tas hensyn til.

En del av forskningen vi har funnet tyder på at det kun er en begrenset andel av fondsforvaltere som plukker aksjer basert på ferdighet. Avkastningen viser seg å være mye opp til tilfeldighetene. På den andre siden av forskningen avkrefter Kosowoski (2007) at dårlig avkastning kun skyldes uflaks. Han mener dårlig avkastning er koblet opp mot dårlige ferdigheter. I løpet av de siste årene har kunstig intelligens tatt over en rekke jobber for å effektivisere prosesser.

Maskinlæringsalgoritmer har bedre prognoser enn et menneske, og lærer underveis. Det er derfor blitt naturlig å ta i bruk roboter i finansbransjen, blant annet innen forvaltningstjenester. Robotere kan ta feil og når en feil oppstår må noen stå ansvarlig. Begrepene moralsk og personlig ansvar blir derfor naturlig å trekke inn når en robot erstatter menneskelige arbeidsoppgaver.

Noe som går igjen i all forskningen om moralsk ansvar er at en person blir ansvarlig så lenge han hadde muligheten til å ta et annet valg.

2.0 Hypoteser

I teoridelen erfarer vi at fondsforvalteres avkastning kan skyldes mer flaks enn ferdigheter. Kun en liten andel av fondsforvaltere velger ut gode nok aksjer til å dekke deres merkostnader. Til tross for dette er det fortsatt vanskelig å konkludere om avkastningen er basert på ferdigheter eller flaks. Teorien beviser at kunstig intelligens gir bedre og mer presise prognoser enn menneskelige investorer. Og roboten vil prestere bedre enn mennesket i aksjehandel. Kunstig intelligens kan potensielt gi en investor et stort konkurransefortrinn. Det tyder på at virksomheter som klarer å utvikle den beste kunstige intelligensen har en mulighet til å gjøre det bedre enn markedet. Gjennom teorien om moralsk ansvar får vi bekreftet at dersom menneskelig investor har muligheten til å ta et valg vil vedkommende være mer ansvarlig.

Cappelen et.al (2016) viste i sine studier at mennesker har lettere for å tillegge en person ansvar dersom vedkommende har et valg mellom å utføre handlingen eller ikke. Dette bygger på menneskets generelle oppfatning av moralsk ansvar, når man tar et valg så står man personlig ansvarlig for utfallet som følger av valget. Tar man ikke et valg av fri vilje, tillegges ikke like mye personlig ansvar. Hvorvidt man er juridisk pålagt eller om man tar et aktivt valg, er helt essensielt for hvilken grad personlig ansvar som følger med.

Meehl (1954), Dawes (1979), og Grove et al. (2000) beviser at algoritmene i kunstig intelligens gjennomsnittlig er bedre enn menneskets evne til å gi

prognoser. Cappelen et.al (2016) sine studier viser at mennesker står mer personlig ansvarlig så lenge vedkommende har tatt et valg, enn når valgalternativer ikke var til stede. Det er interessant å undersøke hvorfor mennesker ikke alltid benytter seg av den kunstige intelligensen. Mennesket forstår at kunstig intelligens gir bedre prognoser enn menneskelig intelligens. Likevel hender det at man velger å ikke benytte seg av algoritmen, selv om den sikrer et bedre resultat. Dette så vi på som en interessant tilnærming. Videre kunne vi se på hvem som fikk ansvaret når den menneskelige investoren valgte å ikke benytte seg av kunstig intelligens. På grunnlag av dette ønsker vi å undersøke hva folk tenker om hvor ansvaret skal plasseres når kunstig intelligente aksjehandelsroboter feiler.

Vi kom frem til seks hypoteser som danner grunnlaget for å besvare vårt overordnede forskningsspørsmål om hvem som er ansvarlig når en kunstig intelligent aksjehandelsrobot feiler.

H1: Deltakerne mener Sigurd i mindre grad fortjener kritikk når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

H2: Deltakerne mener Sigurd har i mindre grad ansvar for hendelsen når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

H3: Deltakerne mener at Sigurd i mindre grad fortjener straff når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

H4: Deltakerne ble i mindre grad sint på Sigurd når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

H5: Deltakerne mener Sigurd i mindre grad var erstatningsansvarlig når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

H6: Deltakerne mener selskapet som lager den kunstig intelligente algoritmen var i mindre grad erstatningsansvarlig når Sigurd var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

3.0 Metode

Metode dreier seg om å samle inn, analysere og tolke data, og dette er en sentral del av empirisk forskning (Gripsrud, Olsen, & Silkoset, 2011, s. 25). For å kunne løse forskningsspørsmålet vårt er det viktig å reflektere over fremgangsmåten for gjennomførelsen av studien. I denne delen av oppgaven skal vi redegjøre for dette.

I begynnelsen av studie ønsket vi å skaffe oss ny kunnskap ved å undersøke eksisterende forskning. Vi begynte med forskning som omhandlet aksjehandel og resultater til fondsforvaltere. Videre ønsket vi å innhente ny kunnskap om kunstig intelligens, digitale rådgivningsroboter og hvordan robotene fungerer.

Ansvarsfordelingen er en vesentlig del av vår problemstilling. Det var derfor viktig å få en forståelse for hva folk flest tenker om ansvarsfordeling og det moralske ansvaret som oppstår ved valgtaking. Ved å tilegne oss denne kunnskapen kunne vi videre fokusere på hva folk flest tenker om ansvarsfordelingen når aksjehandelsroboter gjør feil.

3.1 Validitet og reliabilitet

I enhver studie er det viktig å vende et kritisk blikk mot egen forskning, og se på validitet og reliabilitet. Validitet, eller gyldighet, kan betegnes som om en faktisk måler det en skal måle. Reliabilitet, eller pålitelighet, kan betegnes som om gjentatte målinger med samme måleinstrument gir de samme resultatene (Ringdal, 2013). Validiteten til studien kommer igjennom et eksperiment i form av en spørreundersøkelse utformet av Mads Nordmo Aarnestad og rådata fra respondentene. Reliabiliteten til studien kommer av formuleringene til spørsmålene stilt og hvor nøyaktig dataregistreringen er. I undersøkelsen stilles det spørsmål der respondentene kan rangere sine følelser og meninger. Her er det viktig å være kritisk til at respondenter kan avslutte undersøkelsen når de ønsker og har muligheten til å svare ulikt fra hva de faktisk føler.

3.2 Forskningsdesign

Forskningsdesign er en grov skisse til gjennomføringen av studien. I forkant av studien bør forskningsdesignet være gjennomtenkt slik at hver del av prosessen har en verdi til å kunne besvare det overordnede forskningsspørsmålet. Dette definerte Ringdal (2013) som forskningsopplegget til hvordan en konkret undersøkelse skal utformes (Ringdal, 2013). Vi ønsket å finne sammenhengen mellom ulike variabler i vårt eksperiment. Eksperimentet er et kausalt forskningsdesign i form av en vignettbasert spørreundersøkelse.

Spørreundersøkelsen er utviklet av Mads Normo Aarnestad ved Handelshøyskolen BI Bergen. Eksperimentet ble publisert digitalt på Qualtrics der hver deltaker fikk bruke en digital enhet til å gjennomføre undersøkelsen. Undersøkelsens tidsintervall er i perioden januar til mars 2019. Ved deltakelse av undersøkelsen ga deltaker et samtykke om å bli anonymisert i før start.

3.2.1 Primær- og sekundærdata

Primærdata er data samlet inn spesifikt for studien, oftest i form av observasjoner eller spørreundersøkelser (Ringdal, 2013). I vår studie er den digitale spørreundersøkelsen rådata hentet inn spesifikt for å svare på vårt overordnede forskningsspørsmål, og er vår primærdata. Spørreundersøkelsen ble benyttet da vi ønsker å undersøke hva folk flest tenker om ansvarsfordelingen dersom kunstig intelligens innen aksjehandel feiler. Vi benyttet oss også av sekundærdata.

Sekundærdata kan defineres som alle typer foreliggende data (Ringdal, 2013). Vi fant frem til tidligere forskning knyttet opp mot temaene aksjehandel, kunstig intelligens og algoritmer, og moralsk ansvar. For å supplere forskningsartiklene har vi benyttet rapporter fra finansinstitusjoner og teori fra lærebøker.

3.2.2 Kvalitativ eller kvantitativ metode

To hovedmomenter innen samfunnsvitenskapelig metode er kvalitativ og kvantitativ forskningsstrategi. Hovedforskjellen mellom disse er at kvalitativ metode går i dybden på færre objekter, mens man ved kvantitativ metode finner

mindre mengde informasjon om en større gruppe objekter. Kvantitativ metode går i stor grad ut på å undersøke i bredden ved å registrere sammenliknbar og strukturert informasjon i et stort utvalg, samtidig som den bygger på at sosiale fenomener har så stor stabilitet at måling og kvantitativ beskrivelse er meningsfylt. Videre registreres data i kvantitativ metode på å fylle en datamatrix med tall som blir analysert ved hjelp av statistiske analyseteknikker. Kvalitativ metode dreier som å skaffe innholdsrik informasjon for et lite antall analyseenheter (Ringdal, 2013). I vår undersøkelse var vi interessert i å finne ut hva «folk flest» mener og årsaken til at de mener som de gjør, uten å gå noe særlig i dybden på hver enkelt respondent. Vi var også interessert i at undersøkelsen skulle være enkel å gjennomføre ved å ta i bruk en likert skala fra «ikke enig» til «enig». Det var derfor naturlig for oss å bruke kvantitativ forskningsmetode.

3.3 Rekruttering av respondenter

I eksperimentet vårt er det ønskelig å vite hva folk flest mener og tenker. Dette gjør at det er mindre aktuelt å spørre undergrupper, eksempelvis studenter og barn under 18 år. Vi tok dermed utgangspunkt i målgruppen personer i fulltids jobb over 18 år. Hensikten med dette er å få et resultat av «hva folk flest mener». Valget av denne målgruppen kan grunngis med at målgruppen som oftest har mer livserfaring, besitter mer kunnskap om arbeidslivet, har økonomiske forpliktelser og har derfor bedre evne til å ytre seg rundt personlig økonomi. På bakgrunn av dette henvendte vi oss til bekjente for å rekruttere respondenter.

Vi ønsket å kontrollere hvem som deltok i eksperimentet slik at vi fikk god variasjon av respondentenes inntekt, yrke, sektor og rolle i næringslivet. Invitasjonen ble distribuert på e-post og private meldinger. Flere av invitasjonene ble sendt til ledere som videre distribuerte i e-postsystemer utenfor vår kontroll. Dette resulterte i at vi ikke kan si for sikkert hvor mange som ble invitert, men vi kan anslå at mellom 230 og 250 ble invitert. Vi fikk om lag 140 svar på undersøkelsen. Respondentenes svar ga oss et svært bredt og representativt utvalg, som ser ut til å ha demografiske kvaliteter som gjenspeiler befolkningen.

Respondentenes yrker og bransjer varierer fra følgende yrker: forsvaret, finansbransjen, helsetjenesten, yrkesfagbransjen, BUF-etat, jurist, lærere, hotell- og reiselivsbransjen, bilbransjen, salg- og servicebransjen og selvstendig næringsdrivende.

3.3.1 Invitasjon

Invitasjonen som ble distribuert per mail og privat melding.

Hei,

Vi er tre studenter som studerer ved Handelshøyskolen BI Bergen. Vi skal skrive en bachelor i år med fokus på kunstig intelligens og ansvar. Studien vi skal utføre er et eksperiment om kunstig intelligens, aksjehandel og plassering av ansvar.

Formålet med studien er å svare på spørsmålet om hvor vi plasserer ansvaret når aksjehandels tradeboter gjør feil. Det vil være en undersøkelse med 2 små avsnitt du må lese, og deretter svare på spørsmål vedrørende det du nettopp har lest.

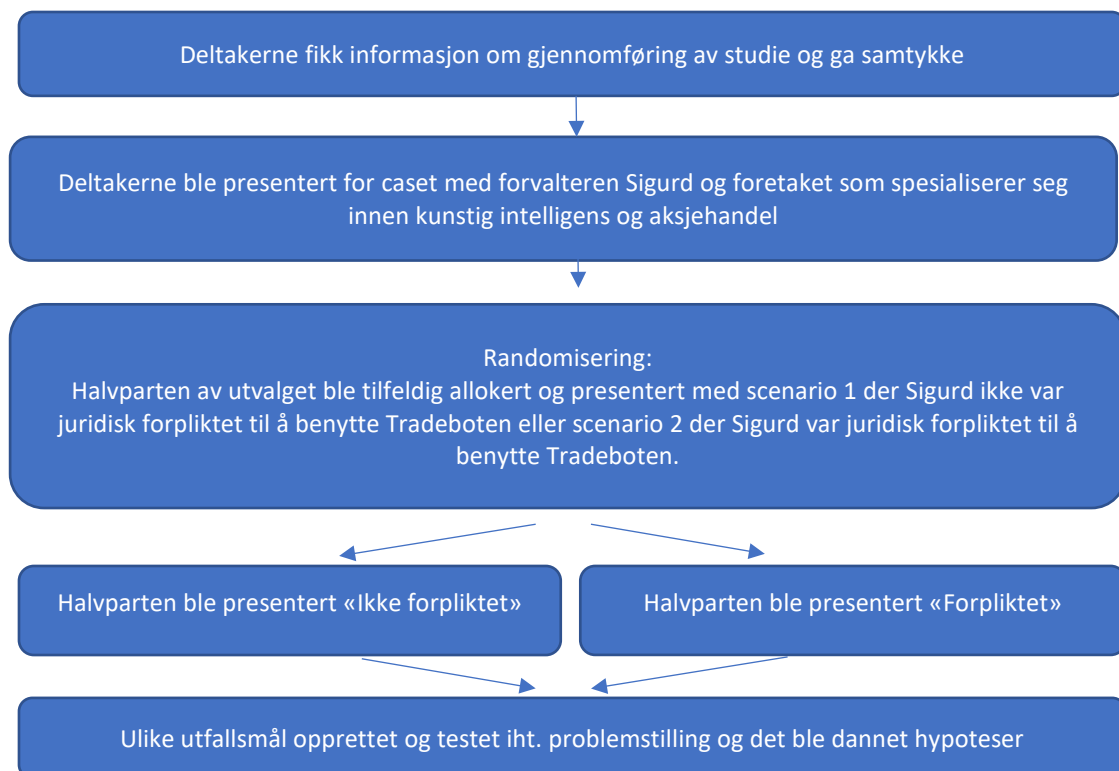
Deltakelse i studien tar ca 5 minutter, er helt anonymt, og kan utføres på PC, nettbrett eller mobil.

Alle respondentene må være over 18 år og i fulltids arbeid.

Det hadde vært til utrolig stor hjelp for vår bachelor om du kunne delta på denne undersøkelsen.

Tusen takk!

3.4 Eksperimentets design



Figur 1. Oversikt over eksperimentets design

Hver deltaker ble tilsendt en spørreundersøkelse på 35 spørsmål (Vedlegg 8.0). I første del av undersøkelsen blir respondentene introdusert for saken som omhandler forvalteren Sigurd Svendsen og den 50-år gamle enkens midler. Halvparten av respondentene blir presentert med scenario en der Sigurd ikke er juridisk forpliktet til å bruke Tradebot 3000 til å ta investeringsbeslutninger, mens andre halvparten blir presentert med scenario to der Sigurd er juridisk forpliktet til å bruke Tradebot 3000 til å ta investeringsbeslutningene. Det er viktig å poengtere at det var to scenarioer for undersøkelsen. Halvparten av respondentene fikk scenario 1 og andre halvparten fikk scenario 2. Ulikheten er om forvalteren *er* forpliktet eller *ikke* forpliktet.

I andre del av undersøkelsen legger vi til grunn de demografiske variablene som kjønn, inntekt, hvilken sektor respondenten arbeider i, rolle i næringslivet og høyest fullførte utdanning.

3.5 Utfallsmål

I eksperimentet vårt har vi brukt følgende 5 avhengige variabler:

“kritikkverdighet”, “ansvar”, “straff”, “sinne”, og “erstatning”. Uavhengige og avhengige variabler ble brukt for å besvare vårt forskningsspørsmål. Spørsmålene som er formulert forskjellig men med samme budskap skaper de avhengige variablene. Dette er for å kvalitetssikre at respondentene har forstått spørsmålet og finne ulike nyanser ved temaet. For å måle de uavhengige variablene brukte vi en likert-skala. Likert-skalaen måler holdninger. Respondentene blir bedt om å angi i hvilken utstrekning de er enig eller uenig i en serie utsagn (Gripsrud, Olsson, & Silkoset, 2016). Vi brukte en likertskala fra 1-7 hvor 1= helt uenig, 2= uenig, 3= litt uenig, 4= nøytral, 5= litt enig, 6= enig og 7= helt enig.

For å finne ut om respondentene mente at Sigurd fortjente mer kritikk, mengden ansvar, om han fortjener straff, om det oppstod sinne hos respondent og hvorvidt selskapet eller Sigurd må betale erstatning valgte vi en uavhengig variabel. Den uavhengige variabelen var om Sigurd var forpliktet eller ikke forpliktet til å bruke en aksjehandelsrobot.

4.0 Resultater

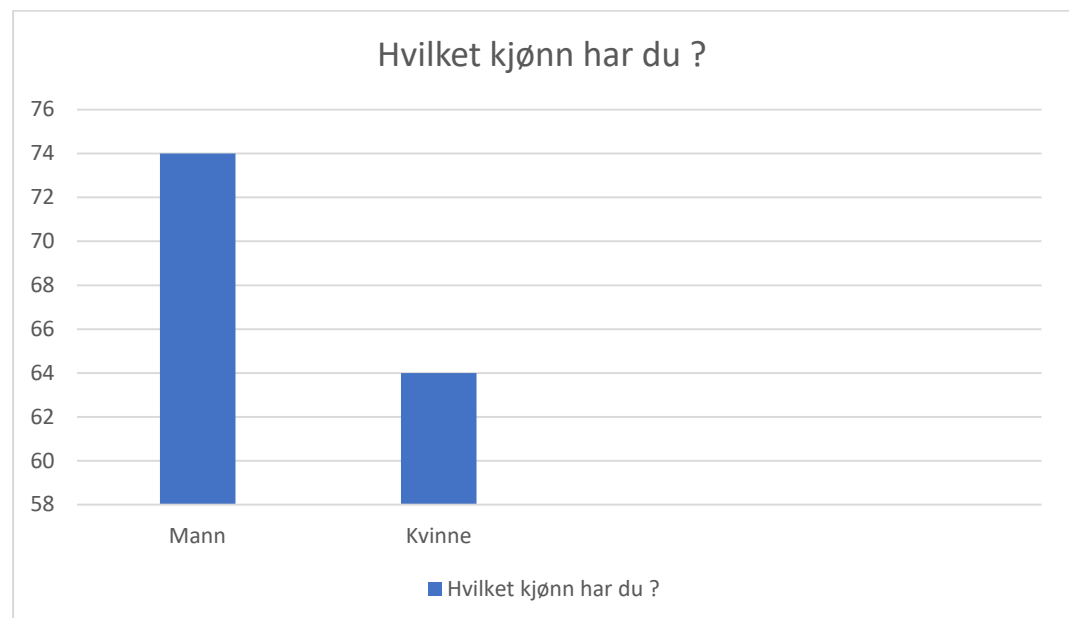
Vi har utført et eksperiment hvor en randomisert halvpart av respondentene får følgende beskjed: Sigurd var ansvarlig for forvaltningen av enkens midler. Sigurd sitt mandat tilsa at han kunne investere pengene slik han selv ville. Han valgte selv å la Tradebot 3000 velge aksjer og utføre automatisk aksjehandel. Han kunne selv ha påtatt seg jobben med å velge aksjer på vegne av sin kunde, dersom han ønsket dette. Han valgte å la Tradebot 3000 gjøre denne jobben. Den andre halvparten av respondentene får følgende beskjed: Sigurd var ansvarlig for forvaltningen av enkens midler. Finansforetaket sine retningslinjer tilsa at han ikke kunne investere pengene slik han selv ville, men var juridisk forpliktet til å la Tradebot 3000 ta investeringsbeslutningene. Han hadde ingen andre valg enn å la Tradebot 3000 velge aksjer og utføre automatiske handler. Han kunne ikke selv ha påtatt seg jobben med å velge aksjer på sin kundens vegne, selv om han hadde

ønsket dette. Han var forpliktet til å la Tradebot 3000 gjøre denne jobben. I begge tilfellene mister enken alle pengene sine. Vi undersøker hvem som blir ansvarlig for at roboten gjør en feil. Vi har fått resultatene ved å ta i bruk dataprogrammet SPSS. I dette programmet har vi kunnet utføre hypotesetester og kvalitetssikret dataen vår. Vi har utført forskjellige analyser ut ifra resultatene vi har fått.

4.1 Deskriptive data

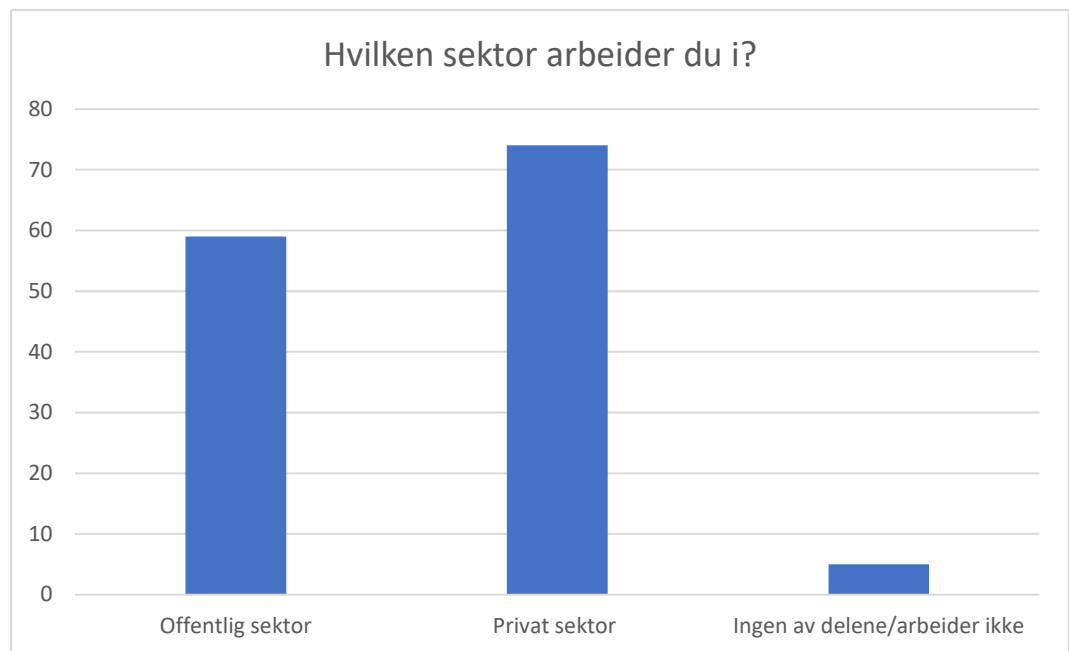
Det var 162 respondenter som godtok å gjennomføre undersøkelsen, men bare 138 som svarte på alle spørsmålene. Av alle respondentene våre var det 5 stykker som ikke var i arbeid, som var et av kravene for å delta. Gjennomsnittsalderen var 39,64 år, hvorav den yngste var 20 år gammel og den eldste 65 år. Det er et standardavvik på 13.43 som er veldig bra og forteller oss at vi har undersøkt personer i forskjellig aldersgrupper.

Ved hjelp av grafer presenterer vi generell informasjon om respondentene fra undersøkelsen:



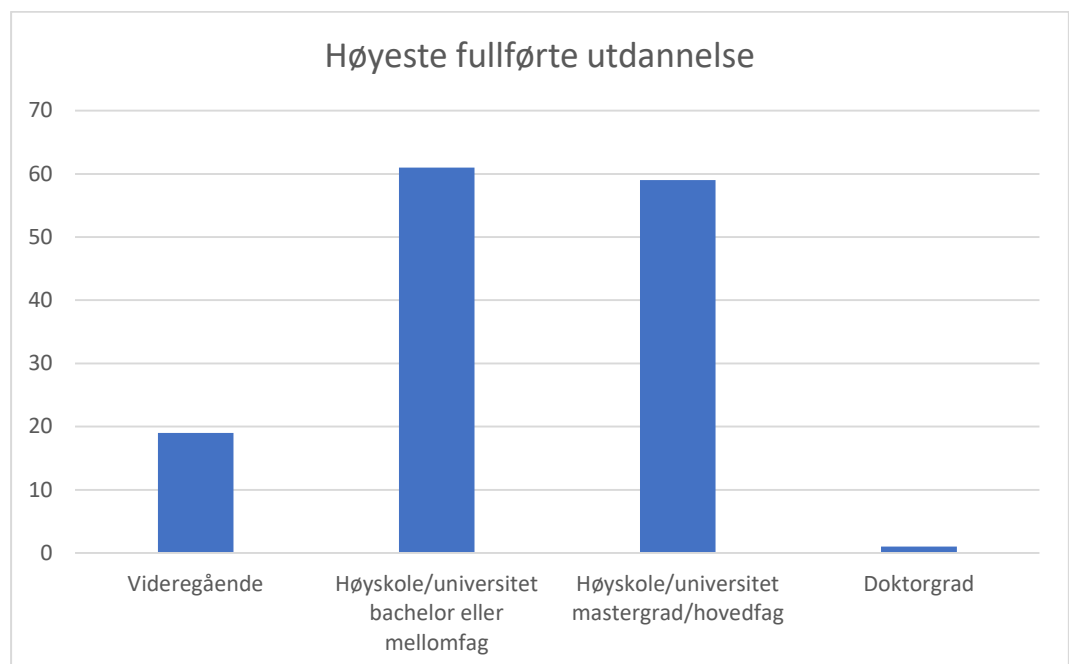
Figur 2. Kjønn

138 kandidater svarte på dette spørsmålet. Av disse var 64 stykker (46,4%) kvinner, og 74 stykker (53,6%) var menn.



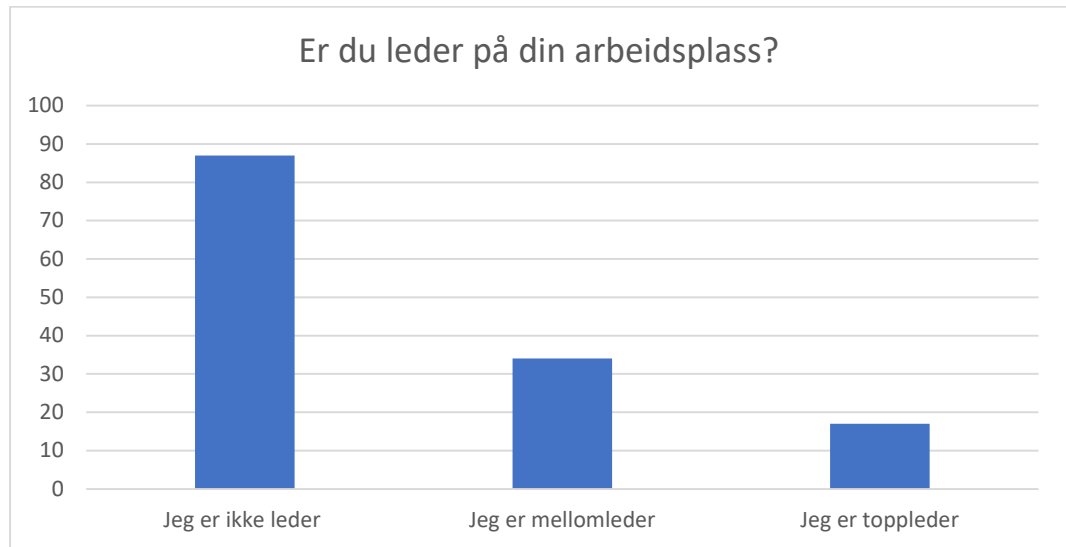
Figur 3. Privat eller offentlig sektor

Kandidatene som deltok i undersøkelsen var jobbet i både offentlig og privat sektor. 59 stykker (42,8%) svarte at de arbeidet i offentlig sektor, 74 stykker (53,6%) i privat sektor, og 5 stykker (3,6%) svarte at de ikke var i jobb.



Figur 4. Høyeste fullførte utdanning

Av 140 kandidater svarte 19 stykker (13,6%) at deres høyeste fullførte utdannelse er videregående skole. 61 stykker (43,6%) svarte bachelorutdanning, 59 stykker (42,1%) svarte mastergrad og 1 person (.7%) svarte doktorgrad.



Figur 5. Stilling på arbeidsplassen

Angående lederrolle på arbeidsplassen fikk vi 138 svar. 87 respondenter (63%) svarte at de ikke er leder, 34 stykker (24,6%) er mellomleder og 17 stykker (12,3%) svarte at de er toppleder på arbeidsplassen.



Figur 6. Inntekt i løpet av et år

Vi ser at lønnsnivået til respondentene har et bredt spekter, fra 0 kr i året og opp til over 1 000 000 kr i året. Inntektsfordelingen vår viser at flertallet hadde en inntekt på mellom 500 000 og 600 000 kr i året. Vi kan konkludere med at resultatene våre ikke skiller seg ut fra inntekten øvrig i landet, og kan derfor regnes som representativ.

Ut ifra de presenterte deskriptive dataene, kan vi se at lønnsnivået til respondentene har et bredt spekter der flesteparten ligger stabilt på midten av inntektsfordelingen. Respondentene består av både toppledere, ledere og personer uten lederstilling. Fordelingen av personer i offentlig og privat sektor er jevn, det samme gjelder andelen av kvinner og menn som respondenter. På bakgrunn av resultatene har vi grunnlag til å anta at dataene er representative og gjenspeiler befolkningen.

4.2 Kritisk evaluering av dataene

Vi diskuterte tidligere viktigheten av å vurdere studiens validitet og reliabilitet. På bakgrunn av resultatene får vi se at det er flere faktorer vi må være kritisk til. Det er viktig å påpeke at alle respondentene var anonyme og av den grunn så er det vanskelig å kunne utelukke at respondentene har tatt undersøkelsen mer enn en gang. Tidsperspektivet til å gjennomføre studien kan ha en innvirkning på om respondentene har gjennomført studien, svart ærlig etter beste evne eller om et spørsmål har blitt mistolket. Respondentene hadde under hele undersøkelsen muligheten til å gå ut av studien. Dette ville gitt oss et ikke representativt svar. Dersom et av utfallsområdene ikke passet nøyaktig med det respondenten mente så kan dette gi målefeil. Vi må være kritisk til om respondenten har forstått spørsmålet riktig.

I undersøkelsen ønsket vi å få et representativt utvalg slik at det kunne speile befolkningen i dag. Vi valgte derfor å sette en begrensning på voksne mennesker over 18 år i arbeid. Denne begrensningen ble tydelig informert i invitasjonen, men likevel har vi et resultat på 3,6% av respondentene som ikke er i arbeid. Dette har

vi tatt i betraktning, men har tatt en vurdering på at dette ikke vil føre til store avvik i analyser og tolkninger av funn.

4.3 Etisk innhenting av data

Alle respondentenes svar er anonymisert. Dette er for å beskytte deltakernes frihet, selvbestemmelse, beskyttelse mot skade og for å trygge privatliv og familie (Ringdal, 2013). Reglene for personvern tilsier at forskningsprosjekter som inkluderer personer kun settes i gang etter deltakernes informerte og frie samtykke (De Nasjonale Forskningsetiske Komiteene, 2006). Det var viktig å påpeke at deltakelse i undersøkelsen var frivillig, og ved invitasjon til deltakelse ble formålet for deltakelse nevnt. Spørreundersøkelsens formulering av de ulike spørsmålene gjør det umulig å identifisere respondentene. Dette gjør at alle respondentene forblir anonyme.

4.4 Sammenheng mellom data

4.4.1 Cronbachs alfa

For å kvalitetsteste reliabiliteten til eksperimentet vårt beregner vi Cronbachs alfa. Cronbachs alfa måler reliabilitet mellom indikatorer som tilhører samme variabel (Gripsrud, Olsson, & Silkoset, 2016, s.213). En tommelfingerregel som brukes, er at verdien på Cronbachs alfa skal være større enn 0,7, men ikke for nær 1 dersom et multippelt mål skal regnes (Gripsrud, Olssen, & Silkoset, 2011). Når vi skulle beregne Cronbachs alfa måtte vi reversere 3 av spørsmålene for å få riktig alfa. Verdiene vi har fått er veldig gode ettersom alle verdiene er høye, men ikke for nær 1. Dette forteller oss at respondentene har svart det samme på tilnærmet like spørsmål.

Tabell 1. Cronbachs Alpha

<i>Variabel (hypotese)</i>	<i>Cronbach's Alpha (α-verdi)</i>
1. Kritikk mot den menneskelige investor	.911
<i>Jeg synes Sigurd fortjener kritikk for den inntrufne hendelsen</i>	
<i>Sigurds fremferd kan og bør kritiseres</i>	
<i>Det er ikke riktig å kritisere Sigurd i dette tilfellet (R)</i>	
2. Ansvar tilnærmet menneskelig investor	.934
<i>Sigurd er moralsk ansvarlig for tapet</i>	
<i>Det moralske ansvaret for hendelsen må Sigurd ta</i>	
<i>Det blir galt å holde Sigurd moralsk ansvarlig for det som skjedde (R)</i>	
3. Ønske om å straffe den menneskelige investor	.896
<i>Sigurd fortjener straff for dette</i>	
<i>Det er riktig at Sigurd utsettes for disiplinær reaksjon etter dette</i>	
<i>Det blir feil å straffe Sigurd for det som skjedde (R)</i>	
4. Sinne mot den menneskelige investor	.918
<i>Jeg ble sint av å lese om Sigurd</i>	
<i>Det Sigurd gjorde vekket sinne i meg</i>	

4.4.2 Korrelasjonsmatrise

Korrelasjon er et statistisk mål på samvariasjon. Vi bruker samvariasjon for å se sammenhengen mellom to variabler og hvor sterk denne sammenhengen er.

Korrelasjonen varierer mellom -1 og 1. Sammenhengen er svak når tallet er under 0.3, og sterk når tallet er over 0.7 (Larsen, 2017).

Korrelasjonsmatrisen forteller at det ikke er en spesifikk korrelasjon mellom alder, utdanning, hvor mye folk tjener og hvilke holdninger de har til om Sigurd er ansvarlig, fortjener kritikk eller straff. Dette funnet gjenspeiler seg på tvers av våre 6 hypoteser. Det betyr at det ikke er en systematisk samvariasjon mellom de demografiske variablene og responsen på utfallsmålene.

Som vi ser i tabellen under er kritikkverdighet, ansvar og straff alle høyt korrelert. Det vi lærer er at desto høyere verdi respondentene har gitt på en av disse tre verdiene, jo høyere tendens har de til å gi høy verdi på de to andre. Respondenter som har gitt kritikk har også plassert ansvar, og i tillegg har de et høyere ønske om at Sigurd skal få straff. Det vil si at jo mer enig respondentene var i utsagnet, desto større tendens har de til å være enig i det neste.

Ser vi på spørsmålet om enken burde få erstatning fra Sigurd og ønsket om straff, er dette relativt høyt korrelert. Dette samsvarer da erstatning ofte er en form for straff. De som ville plassere straff vil også plassere erstatningsansvar hos Sigurd, men ikke hos selskapet som skapte algoritmen. Det er interessant å se om de som ble sint også mente det skal være erstatning. Hvorvidt du ble sint har ingen betydning for hvilken grad du syntes selskapet skal gi erstatning eller om enken skal få erstatning av Sigurd. Det er relativt lav korrelasjon mellom sinne fra respondenter og erstatningsansvar.

Tabell 2. Korrelasjonsmatrise

Måling	SD	Mean	1	2	3	4	5	6	7	8
1. Kritikk mot menneskelige investor	1.752	3.666								
2. Ansvar tilnærmet menneskelige investor	1.795	4.028	.691							
3. Ønske om å straffe den menneskelige investor	1.467	2.766	.683	.569						
4. Sinne mot den menneskelige investoren	1.491	2.862	.522	.433	.479					
5. Enken burde få erstatning fra menneskelig investor	2.81	1.749	.480	.404	.577	.346				
6. Enken burde få erstatning fra selskapet som lager den kunstig intelligente algoritmen	3.62	2.026	.168	.165	.233	.343	.277			
7. Hvor gammel er du - alder	13.439	39.640	.039	.002	.043	.057	.051	.050		
8. Hvor mye tjener du i året (i NOK) ?	NA	NA	-.19	-.016	-.144	.008	-.125	-.164	.485	
9. Hva er din høyest fullførte utdanelese	NA	NA	.009	.058	-.106	-.012	-.133	-.158	.226	.348

4.5 T-test: Mellomgruppesforskjeller

Vi vil i denne delen av oppgaven utføre t-tester for hver av de 6 hypotesene.

H1: Deltakerne mener Sigurd i mindre grad fortjener kritikk når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

En independent-samples t-test var utført for å utforske om deltakerne mener Sigurd fortjener mindre kritikk når Sigurd var enten «ikke forpliktet» eller «forpliktet» til å bruke aksjehandelsroboten. Det var en signifikant forskjell i resultatene for «ikke forpliktet» [$M=4.393$, $SD=1.714$] og for «forpliktet» [$M=2.920$, $SD=1.461$], forhold [$t(142)=5.540$, $p<.01$, $d=0.924$]. Resultatene gir

støtte til vår hypotese om at Sigurd fortjener mindre kritikk når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

H2: Deltakerne mener Sigurd har i mindre grad ansvar for hendelsen når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

En independent-samples t-test var utført for å utforske om deltakerne mener Sigurd har mindre ansvar for hendelsen når Sigurd var enten «ikke forpliktet» eller «forpliktet» til å bruke roboten. Det var en signifikant forskjell i resultatene for «ikke forpliktet» [M=4.694, SD=1.610] og for «forpliktet» [M=3.333, SD=1.722], forhold [t(141)=4.882, p<.01, d=0.816]. Resultatene gir støtte til vår hypotese om at Sigurd i mye mindre grad har personlig ansvar når han var forpliktet til å bruke roboten.

H3: Deltakerne mener at Sigurd i mindre grad fortjener straff når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

En independent-samples t-test var utført for å utforske om deltakerne mente at Sigurd ikke fortjener straff når Sigurd var enten «ikke forpliktet» eller «forpliktet» til å bruke roboten. Det var en signifikant forskjell i resultatene for «ikke forpliktet» [M=3.210, SD=1.554] og for «forpliktet» [M=2.289, SD=1.208], forhold [t(139)=3.908, p<.01, d=0.664]. Resultatene gir støtte til vår hypotese om at Sigurd ikke fortjener straff når han var forpliktet til å bruke roboten.

H4: Deltakerne ble i mindre grad sint på Sigurd når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

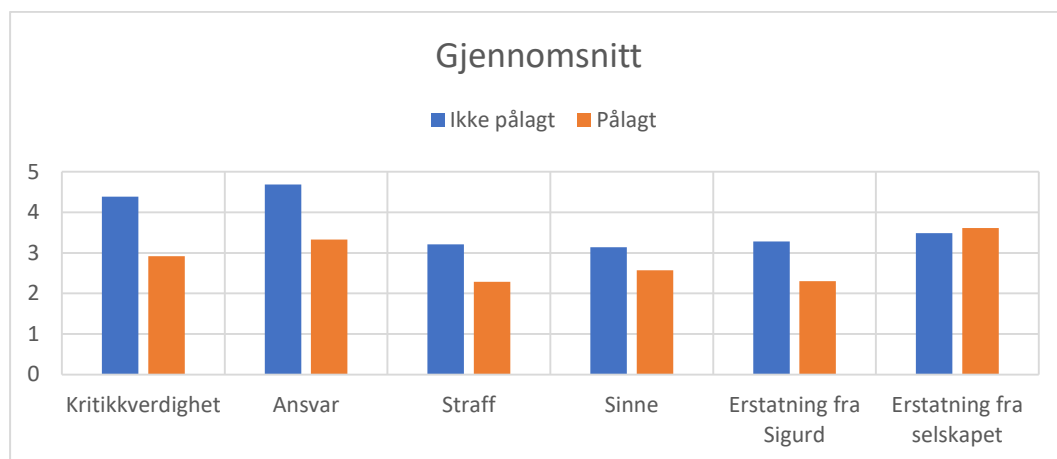
En independent-samples t-test var utført for å utforske om deltakerne i mindre grad ble sint på Sigurd når han var enten «ikke forpliktet» eller «forpliktet» til å bruke roboten. Det var en signifikant forskjell i resultatene for «ikke forpliktet» [M=3.137, SD=1.601] og for «forpliktet» [M=2.572, SD=1.315], forhold [t(140)=2.288, p=.024, d=0.390]. Resultatene gir støtte til vår hypotese om at deltakerne ble mindre sint på Sigurd når han var forpliktet til å bruke roboten.

H5: Deltakerne mener Sigurd i mindre grad var erstatningsansvarlig når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

En independent-samples t-test var utført for å utforske om deltakerne mener at Sigurd var i mindre grad erstatningsansvarlig når han var enten «ikke forpliktet» eller «forpliktet» til å bruke roboten. Det var en signifikant forskjell i resultatene for «ikke forpliktet» [$M=3.28$, $SD=1.778$] og for «forpliktet» [$M=2.30$, $SD=1.630$], forhold [$t(139)=3.385$, $p=.001$, $d=0.574$]. Disse resultatene gir støtte til vår hypotese om at Sigurd var i mindre grad erstatningsansvarlig når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

H6: Deltakerne mener selskapet som lager den kunstig intelligente algoritmen var i mindre grad erstatningsansvarlig når Sigurd var juridisk forpliktet til å bruke roboten.

En independent-samples t-test var utført for å utforske om deltakerne mener selskapet som lager den kunstig intelligente algoritmen var i mindre grad erstatningsansvarlige når han var enten «ikke forpliktet» eller «forpliktet» til å bruke roboten. Det var ikke signifikant forskjell i resultatene for «ikke forpliktet» [$M=3.49$, $SD=1.943$] og for «forpliktet» [$M=3.61$, $SD=2.123$], forhold [$t(139)=-.358$, $p=.721$, $d=-0.059$]. Disse resultatene gir ikke støtte til vår hypotese om at selskapet som lager den kunstig intelligente roboten var i mindre grad erstatningsansvarlige når han var juridisk forpliktet til å bruke roboten.



Figur 7. Gjennomsnitt av resultater

5.0 Diskusjon

Vårt mål med denne studien har vært å finne ut hvor ansvaret ligger når aksjehandelsroboter gjør feil. Vi har utført et eksperiment og utformet seks hypoteser for å undersøke om mennesker plasserte mer ansvar hos Sigurd når han kunne velge mellom å bruke aksjehandelsroboten eller ikke, enn når han var juridisk forpliktet til å bruke den.

Hypotese en tar for seg i hvilken grad Sigurd fortjener kritikk. Resultatene tilsier at respondentene mener Sigurd fortjener mer kritikk når han har et valg mellom å bruke roboten eller ikke. Korrelasjonen mellom kritikk og ansvar er relativt høy, noe som viser at så lenge Sigurd hadde et valg så har han også ansvar.

Hypotese to tar for seg i hvilken grad Sigurd skal ha ansvar. Det er en signifikant forskjell mellom forpliktet og ikke forpliktet. Respondentene mener at Sigurd fortjener mer ansvar når han har et valg enn når han ikke har et valg.

Hypotese fire undersøker i hvilken grad respondentene ble sint på Sigurd. Hypotesen ble bekreftet da det var en signifikant forskjell mellom forpliktet og ikke forpliktet. Resultatet viser at respondentene ble mindre sint når Sigurd var tvunget til å bruke aksjehandelsroboten. Respondentene viste mer forståelse når Sigurd var juridisk forpliktet, og ikke hadde et valg mellom å benytte den eller ikke.

Hypotese tre og fem undersøker begge i hvilken grad Sigurd bør straffes og stå erstatningsansvarlig. Erstatning kan tolkes som en form for straff. Begge hypotesene ble bekreftet da det var signifikante forskjeller mellom forpliktet og ikke forpliktet. Resultatene viser at respondentene ønsket at den menneskelige investoren skulle straffes og stå erstatningsansvarlig dersom han hadde et valg.

Hypotese seks handler om i hvilken grad selskapet som utviklet den kunstige intelligensen var mindre erstatningsansvarlig. Hypotesen ble forkastet da det ikke var en signifikant forskjell mellom forpliktet og ikke forpliktet. Dette begrunnes

med at signifikansnivået er negativt. Selskapet som utviklet aksjehandelsroboten blir av denne grunn i mindre grad erstatningsansvarlig når Sigurd ikke var juridisk forpliktet til å bruke aksjehandelsroboten.

5.1 Implikasjoner

Våre resultater tyder på at når Sigurd har et valg blir han holdt ansvarlig for utfallet. Dette resultatet styrkes av forskningen til Cappelen et. al (2016) som påpeker at når en person har mulighet til å ta et valg blir vedkommende mer ansvarlig. To kriterier må være oppfylt for at et menneske skal kunne holdes personlig ansvarlig for dette valget (Cappelen et.al. 2016). Det første kriteriet er at vedkommende ikke kunne ha endret sannsynligheten for utfallet ved å velge annerledes. Det andre kriteriet er at vedkommende bare kunne unngått utfallet ved å ta et valg som i stor grad var urimelig. Sigurd har teknisk sett to valg. Det ene er å forvalte pengene til enken selv. Det andre valget er å benytte seg av en kunstig intelligent aksjehandelsrobot. Spørsmålet blir om han i realiteten har et valg da det er åpenbart hva som er det beste og moralsk riktige valget.

Det er bevist at avkastningen til fondsforvaltere ikke utelukkende skyldes flaks, men at de aller dyktigste fondsforvalterne får høy nok avkastning til å dekke kostnader (Kosowski, 2007). På en annen side viser forskningen til Fama og French (2010) at selv om avkastningen er høy nok til å dekke kostnader er det vanskelig å trekke en konklusjon om avkastningen faktisk er basert på flaks eller ferdigheter. Som følger av dette kan vi si at aksjehandel kan være mer basert på tilfeldigheter enn man kanskje hadde trodd. Forskningen til Meehl & Grove (1996), Grove et. al (2000) og McAfee et. al (2012), og Dietvorst (2016) fastslår at algoritmer er mer presise og nøyaktige enn mennesker til å gi prognoser. Det vil derfor være mer naturlig for Sigurd å velge og benytte aksjehandelsroboter fremfor å benytte egne ferdigheter.

Sett fra Sigurd sitt perspektiv har han ingen fordeler ved å ikke gjøre det som er mest riktig for kunden. Velger han å forvalte pengene selv er resultatene ofte svakere enn roboten sine. Det vil derfor være umoralsk å ikke benytte seg av

roboten. Algoritme aversjon er en av årsakene til at mennesker velger å ikke benytte seg av algoritmer og kunstig intelligens (Dietvorst, 2016). Dette skyldes blant annet mistillit til at en kunstig intelligens kan ta feil, selv om den gjør det sjeldnere enn et menneske. I tillegg viste Meehl og Grove (1996) at årsaken til at mennesker ofte velger bort kunstig intelligens, til tross for at roboter har bedre prognoser, er misnøye mot datamaskiner, utrygghet og at man anser datamaskiner som trusler. Bryan (2016) fastslår at det ikke er så ulikt fra å kaste en mynt, om et fond fortsetter å gjøre det bra i mer enn 3 år. Tar vi dette i betraktning kan det kanskje være vanskelig for en robot å gi riktige prognoser til et fond i mer enn tre år fremover, slik det er for en menneskelig investor. Derimot kan vi ikke konkludere med at roboten ikke klarer dette, ettersom den har egenskaper til å se sammenhenger av variabler som menneskelig intelligens ikke klarer å fange opp.

Vallentyne (2008) går inn på problematikken rundt delvis personlig ansvar i situasjoner der valget til personen bare er en av mange faktorer som leder til utfallet. Det er ikke valget til Sigurd som fører til at pengene blir tapt. Det er robotens feiltakelse som medfører tapet. Robotens feiltakelse kan ha blitt forårsaket av ulike hendelser. Eksempelvis kan det ha blitt gjort en feil i algoritmen under utviklingen av roboten. En annen feil kan være at roboten har lært på bakgrunn av feil data. Likevel viser forskning at kunstig intelligens gjør langt færre feil enn det mennesker gjør (Meehl & Grove, 1994; Dietvorst, 2016). Vallentyne (2008) sier at tidligere avgjørelser må tas i betraktning ved tildeling av ansvar. Hadde Sigurd benyttet roboten hver gang og fått god avkastning ved dette valget over en lengre periode, bør det tas med i vurderingen når han tildeles ansvar for resultatet. Hvis Sigurd er en del av den lille andelen fondsforvaltere hvor avkastningen faktisk skyldes ferdigheter, vil det bety at hans ferdigheter er stabilt gode over tid. Det vil medføre at forskjellen mellom valget å bruke roboten eller valget å forvalte pengene selv, ikke er like stor.

Vallentyne (2008) peker på at sannsynligheten til de ulike utfallene på beslutningstidspunktet må bli tatt hensyn til. Vår forskning sier oss at på tidspunktet Sigurd valgte å bruke roboten, var det svært liten sannsynlighet for at roboten ville tape alle pengene. Om Sigurd sin avkastning på fondet er et resultat av en tilfeldighet eller hans ferdigheter vil være avgjørende for hvor mye ansvar

han bør tildeles. Cappelen et. al (2016) mener at uansett hvor dårlig to alternativer er, så står vedkommende ansvarlig for valget så lenge ikke et av alternativene er helt klart urimelig. Det kan ikke i dette tilfelle konkluderes med om det å levere en mindre god avkasting er et helt urimelig valg, men det kan sees på som umoralsk. Valget blir urimelig hvis en menneskelig investor ofte taper mye penger for kunder. Men er forskjellen mellom å gjøre det selv og å bruke roboten ikke urimelig høy vil valget ikke være urimelig å gjøre det selv.

Eksperimentet vårt tyder på at de samme forutsetningene gjelder i situasjonen til Sigurd. Dette bekrefter korrelasjonen mellom resultatene der respondenter som har gitt kritikk og plassert ansvar, har et høyere ønske om at Sigurd skal få straff. I eksperimentet ser vi en generell tendens til at respondentene sjeldent svarer nøytralt, men oppgir hvilken grad de er enig eller uenig i påstanden. Dette gir oss et inntrykk av at respondentene engasjeres av utfallet av hendelsen og klarer å uttrykke sine følelser når de svarer i eksperimentet. Respondentene som gir uttrykk for at Sigurd fortjener kritikk for hendelsen mener han bør stå ansvarlig og bli straffet for sin handling når han hadde et valg.

Implikasjoner for leder

Det er viktig for en leder i finansbransjen å være klar over prinsippet om at uansett hvor dårlig et av to alternativer er, så vil vedkommende stå ansvarlig når menneskelig investor hadde et valg. Det vil være naturlig for den menneskelige investoren å ville bruke roboten når den i gjennomsnitt har større sannsynlighet for å gjøre det bedre enn menneskets egne ferdigheter. Gjør roboten feil vil en menneskelig investor fortsatt stå ansvarlig så lenge han kunne valgt annerledes.

Når en ansatt kan velge å benytte roboten vil ansvaret bli plassert hos en menneskelig investor. Ved å ha et valg kan mennesker i teorien overstyre roboten ved å forvalte midlene manuelt. For en leder vil dette prinsipielt bety at han kan tilskrive den ansatte alt ansvar så lenge vedkommende hadde et valg. På den andre siden har lederen også et ansvar for sin ansatt. Dette ansvaret tok lederen på seg når han valgte å ansette en menneskelig investor. Av den grunn vil det være umoralsk av lederen å ikke påta seg noe personlig ansvar. Lederen står ikke for

valget han tok og ansvaret det medbrakte ved å legge alt ansvaret på den ansatte. For at leder skal unngå å ta på seg like mye av det personlige ansvaret er det viktig å kommunisere, øke kunnskap og informere de ansatte om ansvaret de har ved å ta i bruk aksjehandelsroboten. På denne måten kan leder fraskrive seg noe ansvar på en mindre umoralsk måte. Dette beskytter ikke kun de ansatte, men også lederen. Når en menneskelig investor ikke har et valg og er juridisk pålagt til å bruke roboten, tildeles den menneskelige investoren mindre ansvar som fører til at ansvaret må bli plassert et annet sted. Det kan da være naturlig at ansvaret plasseres hos lederen til den menneskelige investoren og/eller selskapet som har utviklet den kunstig intelligente algoritmen.

Det er viktig å ta i betraktning at det alltid finnes risiko innen aksjehandel. Dette gjelder for virksomhet, forvalter og for kunden som ønsker å investere. Aksjemarkedet kan være vanskelig å forutse, både for kunstig intelligente roboter og menneskelige investorer.

5.2 Svakheter ved vår studie

Kunstig intelligens har utviklet seg drastisk de siste årene. De mest oppdaterte og detaljerte forskningspapirer har vært krevende å finne. En stor andel av forskningsmaterialet om kunstig intelligens er datert før bruk av kunstig intelligens ble så utbredt som det er i dag. Dette kan være en svakhet i vår studie ettersom kunstig intelligens er i stadig utvikling, konstant læring og fornyes hele tiden. Forskningsmaterialet bygger på grunnleggende statistiske modeller som var tidlig benyttet i kunstig intelligens. Videreutviklingen av den kunstige intelligensen har kommet mye lengre enn forskningen.

Vårt eksperiment bestod av 138 respondenter med en god demografisk spredning. Dette kan gjøre den statistiske forklaringskraften moderat (Gripsrud et al, 2016). Ved flere respondenter blir det større spredning. mulig svakhet er at eksperiment er bygget opp av et fiktivt scenario. Hendelsen foregår i 2025, respondentene svarer på undersøkelsen på grunnlag av hvordan de tror det vil være på denne tiden. Fra i dag frem til 2025 kan kunstig intelligens ha tatt et stort hopp i utviklingen, eller

eventuelt ha stagnert helt. Det bør også tas med i betraktningen at det er første gang vi som studenter gjennomfører et slik eksperiment. gjennomfører et slik eksperiment. gjennomfører et slik eksperiment.

5.3 Forslag til videre forskning

Ved videre forskning anbefaler vi å se på lovverkets syn på ansvarsfordelingen, om fondsforvalteren er juridisk forpliktet til å bruke aksjehandelsroboten. Etersom våre resultater gir tydelige tegn på at når en menneskelig investor er juridisk forpliktet har han mindre ansvar. Det ville vært interessant å se nærmere på hvilket ansvar utviklere av den kunstig intelligente algoritmen og selskapet til den menneskelige investoren har. I tillegg kan det være interessant å se nærmere på følgene og eventuelt de negative konsekvensene av kunstig intelligens innen aksjehandel. I FinTech verden er det ingen tegn til at digitaliseringen skal stagnere. Det kan være interessant å se hva som skjer med markedet om den menneskelige investoren erstattes helt med kunstig intelligens og hvordan dette påvirker konkurransekraften i markedet.

5.4 Konklusjon

Våre resultater viser at Sigurd tildeles mer ansvar når han hadde et valg mellom å bruke roboten eller å forvalte pengene selv. Vi kan konkludere med at aksjeselskaper alltid bør ha roboter med «manual mode» som en valgmulighet for å ha muligheten til å fraskrive seg ansvar. For å ha denne muligheten er det essensielt for en leder å kommunisere dette til alle i selskapet, øke kunnskap til de ansatte og å informere de om ansvaret de har ved å ta i bruk aksjehandelsroboten. På denne måten kan lederen og aksjeselskapet fraskrive seg ansvar. Med “manual mode” tilgjengelig har aksjemegleren et valg mellom å forvalte selv eller å bruke aksjehandelsroboten. Når aksjemegleren har et valg og er informert om ansvaret som følger, tyder våre resultater på at ansvaret plasseres hos han. Våre funn viser at hvis aksjemegleren er juridisk forpliktet til å bruke roboten tildeles han mindre

ansvar. Utviklere av kunstig intelligente roboter burde på bakgrunn av dette utvikle roboter med «manual mode» tilgjengelig for å kunne fraskrive seg ansvar. Vi ønsker å trekke fram at Sigurd ikke fortjener å stå alene som fullstendig ansvarlig når han ikke er informert om at han er ansvarlig. Ved ansettelsen av Sigurd bør leder også orientere ham om at han også blir tildelt et delansvar for utfallet av sine handlinger. Dette er i tråd med en leders ansvar for egne ansatte. I tillegg er det viktig å se på om menneskelig investorens tidligere plasseringer og resultater og om de har vært gode. Har vedkommende levert dårlig resultater over tid bør han tillegges mer ansvar hvis han taper pengene, men om han har prestert bra fortjener han mindre ansvar. Uavhengig om han er en av de få som presterer godt på bakgrunn av egne ferdigheter eller om han benytter seg av roboten. Det betyr at tidligere resultater bør ha en innvirkning på om menneskelig investor skal ha hele ansvaret.

6.0 Referanseliste

- Amazon.com. (2010-2019). *Amazon Alexa*. Hentet fra Amazon.com, Inc.:
<https://developer.amazon.com/alexa>
- Andersen, L. M., & Magne, B. (2015). *Big Data: Hva er big data, og hva betyr Big Data for deg?* Hentet fra PWC Consulting:
<https://www.pwc.no/no/publikasjoner/information-management/big-data.pdf>
- Apple. (2019). *Apple Siri*. Hentet fra Apple, Inc. : <https://www.apple.com/siri/>
- Berk, J. B. & Green, R. C. (2004). Mutual fund flows and performance in rational markets. *Journal of political economy*, 112(6), 1269-1295.
- Blackrock. (2016). *Digital Investment Advice: Robo Advisor Come of Age 1*. Hentet fra Blackrock Whitepaper:
<https://www.blackrock.com/corporate/literature/whitepaper/viewpoint-digital-investment-advice-september-2016.pdf>
- Bryan, A. & Li, J. (2016). Performance persistence among US mutual funds. *Analyst*, 1(312), 384-4979.
- Cappelen, A. W., Fest, S., Sørensen, E. Ø. & Tungodden, B. (2013). Choice and Over-Attribution of Individual Responsibility.
- Cappelen, A. W., Fest, S., Sørensen, E. Ø. & Tungodden, B. (2016). Choice and personal responsibility: What is a morally relevant choice. *NHH Department of Economics Discussion Paper*, 27, 2014.
- Cappelen, A. W., Sørensen, E. Ø. & Tungodden, B. (2010). Responsibility for what? Fairness and individual responsibility. *European Economic Review*, 54(3), 429-441.
- Carhart, M. M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *The Journal of finance*, 52(1), 57-82.
- Coglianesi, C. & Lehr, D. (2016). Regulating by robot: Administrative decision making in the machine-learning era. *Geo. LJ*, 105, 1147.
- Cornell, B. (2009). Luck, skill, and investment performance. *Journal of Portfolio Management*, 35(2), 131.
- Cuthbertson, K., Nitzsche, D. & O'Sullivan, N. (2008). UK mutual fund performance: Skill or luck? *Journal of Empirical Finance*, 15(4), 613-634.

- Davenport, T. H. & Harris, J. G. (2007). The architecture of business intelligence. *Competing on analytics: The new science of winning*.
- Dawes, R. M. (1979). The robust beauty of improper linear models in decision making. *American psychologist*, 34(7), 571.
- De Nasjonale Forskningsetiske Komiteene. (2006). Forskningsetiske Retningslinjer for Samfunnsvitenskap, Humanoria, Juss og Teologi. *De Nasjonale Forskningsetiske Komiteene; Forskningsetiske Retningslinjer (Mars)*.
- Deloitte Norge. (2018, Januar 8). *Tre ting du må vite om kunstig intelligens (AI)*. Hentet fra Deloitte Perspektiv: <https://www2.deloitte.com/no/no/pages/technology/articles/tre-ting-vite-kunstig-intelligens-ai.html>
- Dietvorst, B. J. (2016). Algorithm aversion. *Working Paper*
- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P. & Massey, C. (2015). Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of Experimental Psychology: General*, 144(1), 114.
- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P. & Massey, C. (2016). Overcoming algorithm aversion: People will use imperfect algorithms if they can (even slightly) modify them. *Management Science*, 64(3), 1155-1170.
- Dworkin, R. (1981a). What is equality? Part 1: Equality of welfare, 10(3). *Philosophy and Public Affairs*, ss. 185-246.
- Dworkin, R. (1981b). What is equality? Part 2: Equality of resources. *Philosophy and Public Affairs*, 10(4), ss. 283-345.
- Fama, E. F. & French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of financial economics*, 33(1), 3-56.
- Fama, E. F. & French, K. R. (2010). Luck versus skill in the cross-section of mutual fund returns. *The journal of finance*, 65(5), 1915-1947.
- Financial Advice Market Review (2016). *Quarterly Report of the Financial Conduct Authority*.
- Germann, M. & Merkle, C. (2019). Algorithm Aversion in Financial Investing. *Available at SSRN 3364850*.
- Greenfield, K. (2011). *The myth of choice: personal responsibility in a world of limits*. Yale University Press.
- Grinblatt, M. & Titman, S. (1992). The persistence of mutual fund performance. *The Journal of Finance*, 47(5), 1977-1984.

- Gripsrud, G., Silkoset, R., & Olsson, U. (2010). *Metode og dataanalyse : Beslutningsstøtte for bedrifter ved bruk av JMP* (2. utg. ed.). Kristiansand: Høyskoleforl.
- Gripsrud, G., Olsson, U., & Silkoset, R. (2016). *Metode og dataanalyse : Beslutningsstøtte for bedrifter ved bruk av JMP, Excel og SPSS* (3. utg. ed.). Oslo: Cappelen Damm akademisk.
- Grove, W. M. & Meehl, P. E. (1996a). Comparative efficiency of informal (subjective, impressionistic) and formal (mechanical, algorithmic) prediction procedures: The clinical–statistical controversy. *Psychology, public policy, and law*, 2(2), 293.
- Grove, W. M. & Meehl, P. E. (1996b). Comparative efficiency of informal (subjective, impressionistic) and formal (mechanical, algorithmic) prediction procedures: The clinical–statistical controversy. *Psychology, public policy, and law*, 2(2), 293.
- Grove, W. M., Zald, D. H., Lebow, B. S., Snitz, B. E. & Nelson, C. (2000). Clinical versus mechanical prediction: a meta-analysis. *Psychological assessment*, 12(1), 19.
- Hendricks, D., Patel, J. & Zeckhauser, R. (1990). *Hot Hands in Mutual Funds: The Persistence of Performance, 1974-87*. National Bureau of Economic Research.
- Hendricks, D., Patel, J. & Zeckhauser, R. (1993). Hot hands in mutual funds: Short-run persistence of relative performance, 1974–1988. *The Journal of finance*, 48(1), 93-130.
- IBM. (2019). *IBM Watson*. Hentet fra IBM: <https://www.ibm.com/watson>
- IBM. (2019). *IBM Watson for Oncology*. Hentet fra IBM: <https://www.ibm.com/us-en/marketplace/clinical-decision-support-oncology/details>
- Iyengar, S. S. & Lepper, M. R. (1999). Rethinking the value of choice: a cultural perspective on intrinsic motivation. *Journal of personality and social psychology*, 76(3), 349.
- Johannessen, A., Christoffersen, L., & Tufte, P. (2010). *Introduksjon til samfunnsvitenskapelig metode* (4. utg. ed.). Oslo: Abstrakt.
- Kosowski, R., Timmermann, A., Wermers, R. & White, H. (2006). Can mutual fund “stars” really pick stocks? New evidence from a bootstrap analysis. *The Journal of finance*, 61(6), 2551-2595.

- KPMG. (2016, Mai 25). *The Pulse of FinTech, Q1*. Hentet fra KPMG og CB Insights: <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/pdf/2016/05/the-pulse-of-fintech.pdf>
- Larsen, A. (2017). *En enklere metode : Veiledning i samfunnsvitenskapelig forskningsmetode* (2. utg. ed.). Bergen: Fagbokforl.
- Mateus, M., Carrilho, J. A. D., & da Silva, M. C. G. (2015). Assessing the influence of the sampling strategy on the uncertainty of environmental noise measurements through the bootstrap method. *Applied Acoustics*, 89, 159-165.
- McAfee, A., Brynjolfsson, E., Davenport, T. H., Patil, D. & Barton, D. (2012). Big data: the management revolution. *Harvard business review*, 90(10), 60-68.
- Meehl, P. E. (1954). Clinical versus statistical prediction: A theoretical analysis and a review of the evidence.
- Mercier, B. G., Wiwad, D., Piff, P. K., Aknin, L., Robinson, A. R. & Shariff, A. (2018). Does Belief in Free Will Increase Support for Economic Inequality?
- Michie, D., Spiegelhalter, D. J. & Taylor, C. (1994). Machine learning. *Neural and Statistical Classification*, 13.
- Milner, D., & Berg, D. (2019, May). *Artificial Intelligence and Machine Learning - Leve 5*. Hentet fra PWC: <https://www.pwc.no/no/publikasjoner/Digitalisering/artificial-intelligence-and-machine-learning-final1.pdf>
- Promberger, M. & Baron, J. (2006). Do patients trust computers? *Journal of Behavioral Decision Making*, 19(5), 455-468.
- PWC Global. (2016, Mars). *PWC Global Fintech Report, Blurred Lines: How FinTech is shaping Financial Services*. Hentet fra PWC Global Fintech Report: <http://www.pwc.com/gx/en/advisory-services/FinTech/PwC%20FinTech%20Global%20Report.pdf>
- PWC Norge. (2019, Mai). *Digitalisering på 1-2-3, Maskinlæring*. Hentet fra PWC Norge: <https://www.pwc.no/no/teknologi-omstilling/digitalisering-pa-1-2-3/maskinlaering.html>
- Pástor, L., Stambaugh, R. F. & Taylor, L. A. (2015). Scale and skill in active management. *Journal of Financial Economics*, 116(1), 23-45.
- Ringdal, K. (2013). *Enhet og mangfold : Samfunnsvitenskapelig forskning og kvantitativ metode* (3. utg. ed.). Bergen: Fagbokforl.

- Ross, C. (2018). IBM's Watson supercomputer recommended 'unsafe and incorrect' cancer treatments, internal documents show.
- Sallomi, P. & Lee, P. (2016). *Technology, Media & Telecommunications Predictions 2016. I: Deloitte.*
- SAS - The power to know. (2019, Mai). *Artificial Intelligence - What it is and why it matters.* Hentet fra SAS Analytics Insights:
https://www.sas.com/en_us/insights/analytics/what-is-artificial-intelligence.html
- Savani, K. & Rattan, A. (2012). A choice mind-set increases the acceptance and maintenance of wealth inequality. *Psychological science, 23(7)*, 796-804.
- Shaffer, V. A., Probst, C. A., Merkle, E. C., Arkes, H. R. & Medow, M. A. (2013). Why do patients derogate physicians who use a computer-based diagnostic support system? *Medical Decision Making, 33(1)*, 108-118.
- Swedloff, R. (2014). Risk classification's big data (r) evolution. *Conn. Ins. LJ, 21*, 339.
- Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature medicine, 25(1)*, 44.
- Vallentyne, P. (2008). Brute luck and responsibility. *Politics, Philosophy & Economics, 7(1)*, 57-80.
- Vladeck, D. C. (2014). Machines without principals: liability rules and artificial intelligence. *Wash. L. Rev., 89*, 117.
- Whelan, D. (2018, Oktober 18). *Do IBM Watson Health's Leadership Change And Layoffs Mean A.I. Is Bad Medicine?* Hentet fra Forbes:
<https://www.forbes.com/sites/davidwhelan/2018/10/24/do-ibm-watson-healths-leadership-change-and-layoffs-mean-a-i-is-bad-medicine/#2c97c85c227d>
- Zsolnai, L. (1997). Moral responsibility and economic choice. *International Journal of Social Economics, 24(4)*, 355-363.