



Norges miljø- og
biovitenskapelige
universitet

Masteroppgave 2020 30 stp

Norges miljø- og biovitenskapelige universitet
Handelshøyskolen

Kunstig intelligens i kundeservice

En studie av chatbotimplementering i IKEA

Cornelia Claudia Cornolis

Nicholas Adrian Mork

Master i økonomi og administrasjon med fordypningen Business Analytics

Forord

Denne masteroppgaven er skrevet som et avsluttende og selvstendig arbeid av en toårig masterstudie i økonomi og administrasjon ved Norges Miljø- og biovitenskapelige universitet (NMBU). Utredningen utgjør 30 studiepoeng innenfor hovedprofilen Business Analytics.

Masteroppgavens formål er å bidra til økt kunnskap om implementeringsprosessen av chatbot i detaljhandel. I løpet av studie på NMBU har vi gjennomført kurs som fokuserer på samspillet mellom forretning og digitalisering gjennom kombinasjonen datavitenskap og økonomi. Vi har blant annet opparbeidet innsikt i hvordan teknologi kan effektivisere forretningsprosesser og blitt kjent med nyttige verktøy for arbeidsoppgaver i en moderne digitalisert bedrift. Teknologi gjør framgang i flere fagområder, og vi finner det både interessant og motiverende å utforske chatbotteknologiens potensielle bidrag i kundeservice for aktører i både detaljhandel og andre bransjer.

Vi ønsker å rette en stor takk til vår veileder, Frode Alfnes, for konstruktiv og god veiledning. Videre ønsker vi å takke IKEA som har gitt oss muligheten til å inngå et samarbeid, samt NetNordic, Boost og Kantar som har gitt oss verdifull innsikt om chatbot. Avslutningsvis takker vi samboer, kjæreste, familie og venner som har gitt oss støtte og motivasjon i løpet av masterstudie.

Norges Miljø- og biovitenskapelige universitet
Oslo, mai 2020

Sammendrag

Denne masteroppgaven er en casestudie som følger IKEA gjennom et pilotprosjekt om implementering av chatbot i kundeservice våren 2020. Studien deles inn i tre stadier, hvor første stadiet handler om identifisering av behovet for en chatbot i IKEA. Det andre stadiet handler om konstruksjon av chatboten og redegjør for hvilke muligheter og begrensninger som eksisterer i IKEA for implementering. Etter-stadiet fokuserer på de initiale effektene av chatboten etter implementering, samt hvilke faktorer som bidrar til at kunder av IKEA benytter chatboten.

Hele implementeringsprosessen redegjøres på bakgrunn av både kvalitativt og kvantitativt datagrunnlag, som består av intervjuer med IKEA og de involverte partene Boost Ai og NetNordic. For å få bredere innsikt omkring chatbot og andre bransjer, ble også Kantar intervjuet. En forskningsmodell ble også utarbeidet på grunnlag av en spørreundersøkelse rettet mot kunder av IKEA.

Resultatet fra første stadiet viser at endrede kundeforventninger, økt kontaktvolum og kompetanseheving viser behovet av en chatbot i IKEAs kundeservice. Resultatene i det andre stadiet viser at en chatbot har mulighet til å besvare henvendelser som relateres til FAQ og ordresporing. IKEA har også mulighet til å sette sammen en prosjektgruppe bestående av ulik kompetanse og erfaringer fra ulike områder. IKEA har begrensninger knyttet til dårlig koordinasjon med den globaliserte IT-avdelingen, eldre IT-systemer og mangler på APIer. Siste stadiet viser at chatboten har en begrenset effekt i reduksjon av kontaktvolumet fordi mange av kundehenvendelsene faller utenfor dens område. Det eksisterer likevel positive effekter ved at chatboten skaper verdi for de kundehenvendelsene som predikeres riktig, samt at den predikerer store mengder med kundehenvendelser samtidig. I tillegg opererer den døgnetkontinuerlig. Skalerbarheten i chatboten gjør at den tilpasser seg endrede omgivelser relativt fort. Resultatene fra forskningsmodellen viser at løsningsgraden til chatboten må være høy, operere brukervennlig og fascinere for at kunder av IKEA vil bruke chatboten.

Vår masteroppgave viser at detaljhandel er preget av komplekse vare- og tjenesteporteføljer, som skaper utfordringer for en begrenset kognitiv chatbot i kundeservice. Dette tyder på at kunstig intelligens har en vei å gå før den ønskede merverdien blir oppfylt.

Nøkkelord – Chatbot implementering, Maskinlæring, Kunstig intelligens, Detaljhandel

Abstract

This master's thesis is a case study that seeks to analyze the implementation process of a chatbot in IKEA's customer service. The thesis follows IKEA through a pilot project during the spring of 2020. The first stage involves the identification of the need of a chatbot in IKEA's customer service. The second stage involves the construction of the chatbot and clarifies the possibilities and limitations that exist in IKEA in relation to the implementation. The after stage focuses on the initial effects after the implementation and what factors contribute to customers of IKEA using the chatbot.

The implementation process is explained on the basis of both qualitative and quantitative data, which consist of interviews with IKEA, Boost Ai and NetNordic. In order to gain a broader understanding of chatbot and other industries, we also interviewed Kantar. A research model was also developed based on a survey aimed at customers of IKEA.

Our results in the first stage show that changes in customers' expectations, an increase in contact volume and competence development indicates to a need for a chatbot in IKEA's customer service. The second stage shows that the chatbot has the possibility to answer inquiries related to FAQ and order tracking. IKEA also has the possibility to assemble a project team, consisting of mixed competence and experience. IKEA has limitations related to poor coordination with its global IT-department, older IT-systems and lack of relevant APIs. The results of the after stage show that the chatbot creates a limited effect in reducing the contact volume because many of the customer inquiries fall outside of the chatbot's limited domain. However, there are some positive effects related to correctly predicted inquiries, and the possibility to frequently predict customer inquiries at the same time. In addition, the chatbot operates 24 hours a day. The scalability of the chatbot allows it to quickly adapt to changing surroundings. The results of the research model show that performance expectancy, effort expectancy and hedonic motivation are important factors that explain the customers' behavioral intention to use the IKEA chatbot.

Our master's thesis shows that the retail industry is characterized by complex product and service portfolios, which create challenges for a limited cognitive chatbot in customer service. This implies that artificial intelligence still has a long way to go before a chatbot is viable in the retail industry.

Keywords: *Chatbot Implementation, Machine learning, Artificial Intelligence, Retail*

Innholdsfortegnelse

1. INTRODUKSJON	8
1.1 OPPGAVENS STRUKTUR	9
1.2 FORMÅL	9
1.3 FORSKNINGSSPØRSMÅL	10
2. TEORI	11
2.1 DETALJHANDEL I BRYTNINGSTID	12
2.1.1 <i>Digital kundeservice</i>	13
2.2 CHATBOT	14
2.2.1 <i>Chatbot definisjon</i>	15
2.2.2 <i>Dagens chatbot</i>	16
2.2.3 <i>Hvordan fungerer en chatbot?</i>	17
2.2.4 <i>Prediksjonsmodellen til Boost Ai</i>	25
2.2.5 <i>Begrensninger og muligheter med chatbot</i>	28
2.2.6 <i>Hvilke typer henvendelser egner seg best for en chatbot?</i>	30
2.3 TEKNOLOGIAKSEPTMODELLER – TEORIER OM KUNDEATFERD	31
2.3.1 <i>Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)</i>	32
2.3.2 <i>Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2 (UTAUT2)</i>	34
3. IKEA CASE	35
3.1 ANALYSE AV DIGITALISERINGSBEHOVET I IKEAS KUNDESERVICE	36
3.2 SAMARBEIDET MED BOOST AI OG NETNORDIC	38
3.3 UTVIKLINGSSTART AV IKEA CHATBOTEN	38
3.4 LANSERING AV CHATBOTEN	39
4. METODE	39
4.1 FORSKNINGSDESIGN	39
4.2 FORSKNINGSSTRATEGI	40
4.3 DATAINNSAMLING	40
4.3.1 <i>Kvantitativ spørreundersøkelse</i>	41
4.3.2 <i>Utvalget til den kvantitative spørreundersøkelsen</i>	41
4.3.3 <i>Designet til den kvantitative spørreundersøkelsen</i>	42
4.3.4 <i>Kvalitativt semi – strukturert intervju</i>	43
4.3.5 <i>Utvalget til de kvalitative intervjuene</i>	44
4.4 DATAANALYSE	44
4.4.2 <i>Bearbeidelse av kvantitativ spørreundersøkelse</i>	45
4.4.3 <i>Regresjonsmodellen</i>	47
4.5 MULTIPPEL LINEÆR REGRESJONSMODELL BASERT PÅ UTAUT2	48

4.6 FORSKNINGSKVALITET.....	52
4.6.1 Validitet – gyldighet.....	52
4.6.2 Reliabilitet – pålitelighet.....	53
5. FUNN OG ANALYSE.....	54
5.1 FUNN OG ANALYSE AV AUTOMATISERINGSBEHOV I IKEAS KUNDESERVICE	54
5.1.1 Kundernes forventninger	55
5.1.2 Økt kontaktvolum	57
5.1.3 Kompetanseheving	58
5.1.4 Hovedfunn: identifisering av automatiseringsbehov i IKEAs kundeservice	58
5.2 FUNN OG ANALYSE OM KONSTRUKSJON AV CHATBOT I IKEAS KUNDESERVICE	59
5.2.1 Begrensninger og muligheter med chatbot i IKEAs kundeservice	59
5.2.2 Hovedfunn: konstruksjon og implementering av chatbot.....	62
5.3 FUNN OG ANALYSE AV EFFEKTENE ETTER IMPLEMENTERINGEN AV CHATBOTEN	62
5.3.1 Effekter etter implementeringen av chatbot	62
5.3.2 Hovedfunn: effektene etter implementering av chatbot.....	66
5.3.3 Resultat forskningsmodell: faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte en chatbot	67
6. DISKUSJON	72
6.1 DISKUSJON OM AUTOMATISERINGSBEHOV I IKEAS KUNDESERVICE	72
6.2 DISKUSJON OM KONSTRUKSJONEN AV CHATBOT I IKEAS KUNDESERVICE.....	74
6.3 DISKUSJON OM EFFEKTER ETTER IMPLEMENTERINGEN AV CHATBOTEN	77
6.3.1 Diskusjon om positive og negative effekter etter implementering av chatbot	78
6.3.2 Diskusjon om faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte en chatbot.....	80
7. KONKLUSJON OG VIDERE FORSKNING.....	83
REFERANSER	86
VEDLEGG	93
A1: INTERVJUER	93
A2: SPØRSMÅL OG SVAR FRA SPØRREUNDERSØKELSEN	101
A3: VALIDERING AV FORSKNINGSMODELL	111
A4: R KODE.....	114

Figurliste:

Figur 1: Prosentvise endringer i kundeatferd fra år 2011 – 2019	14
Figur 2: Tidslinje som viser chatbotens utvikning fra 1950 til i dag	16
Figur 3: Chatbotens dialogferdighet	19
Figur 4: Tilbakefallingsnode når chatboten ikke forstår kundens intensjonen	19
Figur 5: Sammenhengen mellom inngangslag og utgangslag	20
Figur 6: Enkelt nevralt nettverk	20
Figur 7: Nevralt nettverk med et skjult lag	21
Figur 8: Dypt nevralt nettverk med to ekstra skjulte lag	22
Figur 9: Funksjon ord_rensing i Python som fjerner tegnene %, @	23
Figur 10: Funksjonen word_tokenize i Python	24
Figur 11: Substrengene som er et resultat av funksjonen word_tokenize	24
Figur 12: Illustrasjon av rotformen til verbet lek	24
Figur 13: Illustrasjon av treningsdatasetninger til hver intensjon	26
Figur 14: Prediksjonsmodell som viser hvordan kundehenvendelser predikeres mot en gitt intensjon	27
Figur 15: En kompleks henvendelse som løses ved hjelp av algoritmen ASU	28
Figur 16: Illustrasjon av UTAUT – modellen	33
Figur 17: Illustrasjon av UTAUT2–modellen	35
Figur 18: Veikart over IKEAs pilotprosjekt	36
Figur 19: Illustrasjon av en datatransaksjon	37
Figur 20: Illustrasjon av første rad i datasettet	46
Figur 21: Eksempel på observasjon i datasettet	46
Figur 22: Funksjon lapply for omgjøring fra tekstformat til numerisk format i Rstudio	46
Figur 23: Svaralternativer omgjort til numeriske verdier i henhold til Likert`s skala	46
Figur 24: Kvalitativ spørsmål 1 fra spørreundersøkelsen	47
Figur 25: Kvalitativ spørsmål 2 fra spørreundersøkelsen	47
Figur 26: Illustrasjon av forskningsmodellens uavhengige variabler og den avhengige variabelen	48
Figur 27: Illustrasjon av hvordan sporing av ordre fungerer med API-integrasjon	60
Figur 28: Illustrasjon av chatbotens løsning på covid-19, ref IKEAs chatbot	63
Figur 29: Illustrasjon når IKEAs chatbot misforstår kundehenvendelsen med 97% konfidens	64
Figur 30: Kundens opplevde løsningsgrad av en chatbot	65
Figur 31: Illustrasjon av hvilke kundeservicekanaler som skaper mest frustrasjon/irritasjon	65
Figur 32: Resultat av forskningsmodell med koeffisienter og signifikansnivå	67
Figur 33: Resultat av den begrensede forskningsmodellen med koeffisienter og signifikansnivå	70

Tabell liste:

Tabell 1: Informantenes rolle.....	44
Tabell 2: Beskrivelse av forskningsmodellens variabler	51
Tabell 3: Årsaker til digitaliseringsbehov i kundeservicesenter hos IKEA.....	55
Tabell 4: Eksempler på servicerelaterte- og mekaniske henvendelser	56
Tabell 5: Maks ventetid på IKEAs kundeservicekanaler.....	57
Tabell 6: Korrelasjonsmatrise	68
Tabell 7: Statistisk resultat av forskningsmodellen	68
Tabell 8: Statistisk resultat av den begrensede forskningsmodellen	70
Tabell 9: Svarene i % fra spørreundersøkelsen.....	71

1. Introduksjon

Kundeservice blir mer og mer digitalisert for hvert år som går. Økt netthandel fører til et større krav til kapasitet, responstid og kvalitet i kundeservice. Fremgang i kunstig intelligens og maskinlæring har åpnet opp for nye muligheter innen automatisering av kundeservice. Et eksempel på dette er chatboter, som er en programvare designet for å simulere menneskelig kommunikasjon gjennom tekst. I løpet av de siste par årene har et økende antall bedrifter rundt omkring i verden tatt i bruk denne teknologien til å håndtere kundehenvendelser på en automatisk måte (Gartner, 2018). I tillegg mener flere internasjonale organisasjoner at chatbot i større grad vil kommunisere med mennesker. Det spås at 2020 markerer begynnelsen på den kognitive epoken. Fremtidige datasystemer og programvarer vil være i stand til å etterligne menneskelig intelligens slik at chatboter kan agere med menneskelige interaksjoner (Deloitte AI Team, 2018).

IKEA er en av verdens største aktører innen detaljhandel. I 2018 startet de et omfattende treårig endringsprogram. I IKEAs 2018/2019 årsberetning skriver de: «*Vi strekker oss for å være i forkant av å utvikle en digital arbeidsplass og vi ser at dette området kommer til å kreve mer og mer fokus i årene som kommer*» (IKEA AS, 2019, side 4). Et av de digitale satsningsområdene er utvikling av chatboter til bruk i kundeservice. I skrivende stund er Elkjøp den eneste i norsk detaljhandel som har implementert en chatbot i sin kundeservice. IKEA igangsatte et pilotprosjekt januar 2020 for å utforske mulighetsområdene for en chatbot i kundeservice. De har inngått et samarbeid med en av verdens største chatbotleverandør Boost Ai. Med oppstart våren 2020, er IKEA blant de første i norsk detaljhandel som tar i bruk denne teknologien. Ved å følge utviklingen fra ide til tidlig oppstart, har vi fått muligheten til å studere hvordan en av verdens største detaljhandlere implementerer kunstig intelligens i sin kundeservice.

1.1 Oppgavens struktur

Masteravhandlingens struktur er inndelt i følgende kapitler:

I kapittel 2 presenterer vi relevant teori om detaljhandel, chatbot og kundeferd. Delkapitlet 2.1 tar for seg detaljhandelens utfordringer og informasjon relatert til digitalisering i kundeservice. I delkapitlet 2.2 redegjøres chatbotens bakenforliggende teknologi og dens mulighetsområder. Det siste delkapitlet 2.3 presenterer rammeverket UTAUT og UTAUT2 som handler om kundeferd.

I det neste kapitlet presenterer vi informasjon tilknyttet IKEAs pilotprosjekt som denne masteroppgaven bygger på (kapittel 3). Metodene som anvendes for å besvare forskningsspørsmålene, det kvalitative og kvantitative datamaterialet og forskningsmodellen som anvendes til å identifisere faktorene som påvirker kunder av IKEA til å benytte en chatbot presenteres i kapittel 4.

I kapittel 5 presenterer vi resultatene fra den kvalitative og kvantitative analysen. Vi gjør dette i kronologisk rekkefølge. Delkapitlet 5.1 presenterer funn fra det første stadiet i prosessen og delkapittel 5.2 presenterer funn fra konstruksjonsstadiet. Delkapittel 5.3 presenterer noen av de aller første effektene etter implementeringen av IKEAs chatbot og hvilke faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte en chatbot.

I kapittel 6 diskuterer vi funnene fra de ulike stadiene i implementeringsprosessen. Delkapittel 6.1 diskuterer funnene fra 5.1, delkapittel 6.2 diskuterer funnene fra 5.2. og delkapitlet 6.3 diskuterer funn fra 5.3. Til slutt kommer vi med konklusjoner og anbefalinger til videre forskning i kapittel 7.

1.2 Formål

Det har blitt utført en rekke tekniske studier som handler om chatbotens bakenforliggende teknologi. Felles for disse studiene er at de presenteres fra et informasjonsteknologisk perspektiv som gjør at chatbot blir presentert på en avansert og komplisert måte. Det er også få studier som presenterer et holistisk syn på hele implementeringsprosessen av en chatbot. Dette gir lite verdi for organisasjoner som ønsker å implementere en chatbot i kundeservice.

Hovedformål: Bidra til økt kunnskap om implementeringsprosessen av chatbot i detaljhandel.

Denne masteroppgaven bidrar til økt forståelse for organisasjoner og andre interessenter som ønsker å implementere chatbot i kundeservice med fokus i detaljhandel. På grunnlag av den sterke fremveksten av chatbot i andre bransjer, vil masteroppgaven i tillegg bidra til økt kompetanse og forståelse for hvordan en chatbot fungerer og dens muligheter og begrensninger. Dette bidraget gjelder for både organisasjoner og individer, uavhengig av om de har teknisk kompetanse eller kjennskap til chatbot fra tidligere. Chatbot representerer en ny kundeservicekanal for både organisasjoner og forbrukere. Det er derfor relevant å avdekke hvilke faktorer som bidrar til bruken av chatbot for IKEA.

1.3 Forskningsspørsmål

For å belyse formålet vil vi redegjøre for relevant teori omkring chatbotens funksjoner og teknologi for å identifisere automatiseringsbehov i kundeservice. Videre vil vi presentere og redegjøre for implementering av chatbot og avdekke hvilke faktorer som påvirker kunder til å bruke en chatbot. På bakgrunn av dette, formulerer vi fire forskningsspørsmål som har til hensikt å belyse masteroppgavens hovedformål.

Forskningsspørsmålene inndeles i tre ulike stadier i implementeringsprosessen: før, under og etter. Første stadiet handler om prosessen før implementeringen, hvorav det andre stadiet handler om konstruksjonen av chatboten. Det siste stadiet handler om effektene etter implementeringen av chatboten. Denne tredelingen tilsvarer tredelingen i resultat- og diskusjonskapittelet, henholdsvis kapittel 5 og 6.

Identifisering av automatiseringsbehov av kundeservice i IKEA:

Det første stadiet fokuserer på forstadiet av IKEAs pilotprosjekt. Hensikten er å avdekke hvilke faktorer som viser et behov for en chatbot. Følgende forskningsspørsmål formuleres:

1. Hvilke identifikatorer viser til behovet for en chatbot i kundeservice?

Konstruksjon av en chatbot i IKEAs kundeservice:

Det andre stadiet handler om konstruksjonsfasen av en chatbot. På bakgrunn av formålet med masteroppgaven, formuleres følgende forskningsspørsmål:

2. *Hvilke muligheter og begrensninger eksisterer i IKEA for implementering av en chatbot?*

Effekter etter implementering av chatbot i IKEAs kundeservice:

Det siste stadiet handler om de initiale effektene og erfaringene etter implementeringen av chatbot. Chatbot representerer en ny kundeservicekanal og det undersøkes i tillegg hvilke faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte en chatbot. Følgende forskningsspørsmål formuleres:

3. *Hvilke effekter har IKEA opplevd etter at chatboten ble implementert?*

4. *Hvilke faktorer påvirker kunder av IKEA til å benytte seg av chatbot?*

Forskningsspørsmål 4 besvares ved hjelp av 10 forskningshypoteser som utarbeides på bakgrunn av teknologiakseptmodellen *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2 (UTAUT2)*. Disse forskningshypotesene blir presentert i kapittel 4.6 og danner grunnlag for forskningsmodellen.

2. Teori

I dette kapittelet presenteres eksisterende bakgrunnsinformasjon og litteratur som er relevant for masteroppgavens formål samt de tilhørende forskningsspørsmålene. Først presenteres bakgrunnsinformasjon om detaljhandelen og endringene som bransjen står ovenfor, samt informasjon relatert til digitalisering i kundeservice. Dette gir innsikt og forståelse om detaljhandelsnæringens utfordringer som danner grunnlaget for et digitaliseringsbehov. Deretter presenteres teori som forklarer hva en chatbot er og dens bakenforliggende teknologi, for å illustrere hvilke muligheter og begrensninger som eksisterer i en chatbot i dag. Til slutt presenteres teori tilknyttet kundeatferd (UTAUT2) som danner grunnlaget for

forskningsmodellen.

2.1 Detaljhandel i brytningstid

Norsk varehandel er en av Norges største næringer, hvor kun offentlig sektor har flere arbeidsplasser. NHO Service og Handel deler varehandel inn i 5 ulike kategorier: agentur og engroshandel, detaljhandel, dagligvarehandel og netthandel. (NHO Service og Handel, 2018). Virksomheter som selger varer og tjenester til private husholdninger går inn under kategorien detaljhandel (Statistikk Sentralbyrå, 2020). IKEA befinner seg både i kategorien detaljhandel og netthandel, som selger varer og tjenester innenfor hus- og hjem, matprodukter samt restaurantvirksomhet på deres ulike varehus.

Netthandel har markant vekst i forhold til de andre kategoriene. Dette gjenspeiles av den økende veksten av digitale kunder, hvor priser, tilgjengelighet og produktkunnskap er lettere tilgjengelig enn noen gang før (NHO Service og Handel, 2018). I tillegg til økt netthandel, setter aksjonærene press på vekst, økt lønnsomhet og kostnadsreduksjon. IKEA som detaljhandelsaktør er også sterkt konkurranseutsatt fordi mange aktører tilbyr samme type varer og tjenester. Detaljhandel er kjent for å stadig være i endring, men framveksten av teknologi har ført til at forbrukernes atferd endrer seg raskt. Det digitale skiftet setter derfor et ekstra press og endringene oppleves derfor som mer markant (NHO Service og Handel, 2018; ATEA, 2018; Re:Media, 2020).

På bakgrunn av disse utfordringene, benytter flere aktører i detaljhandelsnæringen teknologi for å digitalisere aktiviteter i virksomheten (ATEA, 2018; Solem, 2018). Digitalisering er et bredt begrep som gjør det vanskelig å definere nøyaktig hva fenomenet handler om. Da denne oppgaven fokuserer på detaljhandel, benyttes definisjonen av Hagberg, Sundström & Egels-Zandèn (2016, s. 2) fra deres utforskende rammeverk for digitalisering i detaljhandel. Digitalisering defineres som både overgangen fra analoge til digitale teknologier og tilpasningen av nye måter å skape verdi på. På et generelt grunnlag handler digitalisering om integrering av internettrelaterte teknologier i hverdagen. Integreringen transformerer aktiviteter, prosesser, goder og aktører, men kan også introdusere nye produkter og tjenester.

Digitalisering i detaljhandel benyttes ofte for å effektivisere kundereisen for å bedre konkurranseevnen. Friksjonsløse og gode forretningsprosesser som er enkel, intuitiv og produktiv kan oppnå gode brukeropplevelser. I tillegg kan digitalisering av ulike prosesser

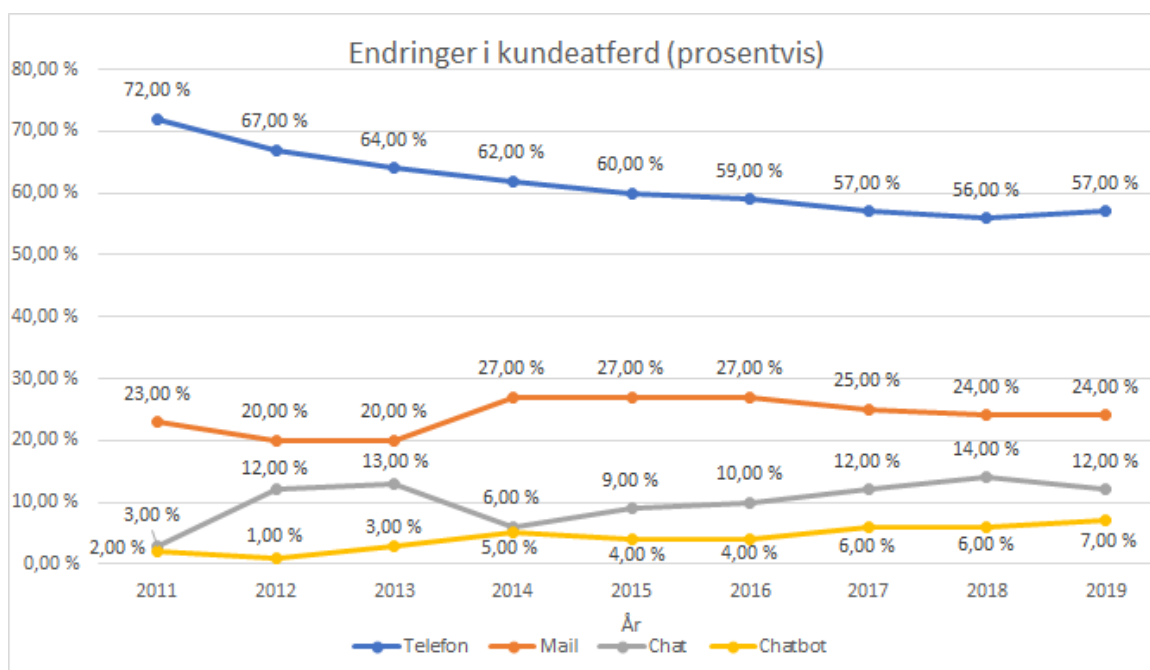
spare selskaper for kostander (ATEA, 2018). Basert på den nåværende situasjonen detaljhandelsnæringen står ovenfor, knyttes det liten tvil om at detaljhandel befinner seg i en brytningstid hvor innovative løsninger innenfor digitalisering er på framvekst.

2.1.1 Digital kundeservice

Kundeservice regnes som et viktig aspekt for serviceleverandører og defineres i sammenheng med begrepet servicekvalitet. I følge Varey, Davey, Fitzpatrick & Gönroos (2015) består servicekvalitet av både tekniske og funksjonelle aspekter. Det tekniske aspektet ved servicekvalitet handler om *hva* som leveres, mens de funksjonelle aspektene handler om *hvordan* service leveres. Sistnevnte fokuserer på medmenneskelige evner og bidrag mot kunder. Kundeservice antas å være av høy kvalitet når de tekniske- og funksjonelle aspektene samsvarer eller er over kundenes forventninger (Parasuraman, Zeithaml, & Berry, 1985; Hurley 1998).

I takt med den store framgangen innenfor teknologi, har kundeservice gradvis forandret seg fra å være personlig og dialogbasert til å være automatisert og selvbetjeningsorientert. I et forsøk på å tilby en mer effektiv kundeservice, tilbyr aktører på tvers av bransjer kundeservice gjennom en rekke online kanaler, som eksempelvis sosiale medier, e-post og chat (Fredriksen & Sørebo, 2017). Sistnevnte antas å være en ressurseffektiv kanal sammenlignet med e-post og telefon, fordi kundeservicepersonell kan håndtere flere forespørsler parallelt. Chat gir også forbrukeren et skriftlig sammendrag som gjør at brukeren kan lese gjennom samtalen på nytt (Arnesen, 2017).

Dersom alle bransjer settes under ett, viser undersøkelser utført av Kantar i Norge som illustreres i figur 1, at bruken av chat fra 2011 har økt mens telefoni har minket. I tillegg opplyser Kantar at 61 % av respondentene ønsker å løse sakene sine selv før de kontakter kundeservice på telefon. Dette har gitt et økende opptak av chat i kundeservice. Kunder ønsker raskest mulig svar og benytter chat fordi ventetiden er lavere enn med telefon (F.O. Hansen, Personlig kommunikasjon, 21.mars 2020).



Figur 1: Prosentvise endringer i kundeatferd fra år 2011 – 2019, ref. Kantar (F.O. Hansen, Personlig kommunikasjon, 21.mars 2020)

Til tross for at chat benyttes i økende grad, er kundeservice relativt ressurskrevende fordi det krever sterk personlig kundeinteraksjon. I tillegg øker krav om tilgjengelighet fordi forbrukere forventer døgntilgjengelighet. Chatbot representerer intelligent automatisering av kundeservice og kan bidra til å nå forventningene om tilgjengelighet, effektivitet og lavere kostnader. I tillegg kan chatbot fungere som et supplementerende middel for å optimalisere kundetilfredshet og kundeservice (Marthinsen, 2017). Kantar opplyser også at flere aktører som operer med chat i dag også benytter eller ønsker å benytte chatbot i kundeservice (F.O. Hansen, Personlig kommunikasjon, 21.mars 2020).

2.2 CHATBOT

Chatbot i kundeservice trekkes fram som et av flere potensielle tiltak for å løse utfordringene detaljhandelsnæringen står ovenfor. Dette kapitlet presenter definisjonen av chatbot og den bakenforliggende teknologien for å danne forståelse av hvordan en chatbot fungerer i dag. Det redegjøres også for hvilke muligheter og begrensninger en chatbot har.

2.2.1 Chatbot definisjon

Ordet chatbot er sammensatt av begrepene *chat* og *robot*, som opprinnelig ble brukt til å beskrive en programvare som simulerer naturlig språkdialog ved hjelp av et dialogsystem (Wang & Petrina, 2013). Norske Akademiske ordbok definerer å *chatte* som «å kommunisere uformelt, skriftlig og direkte på internett» (chatte, u.å.). En chatbot bruker naturlig språkdata for å utgi svar på en naturlig og menneskelig måte. Den brukes vanligvis i tekstbaserte kommunikasjonsammenhenger, som for eksempel i kundeservice. Chatbot i kundeservice representerer en ny og moderne form for kundehjelp drevet av kunstig intelligens og maskinlæring. (Nuruzzaman & Hussain, 2018).

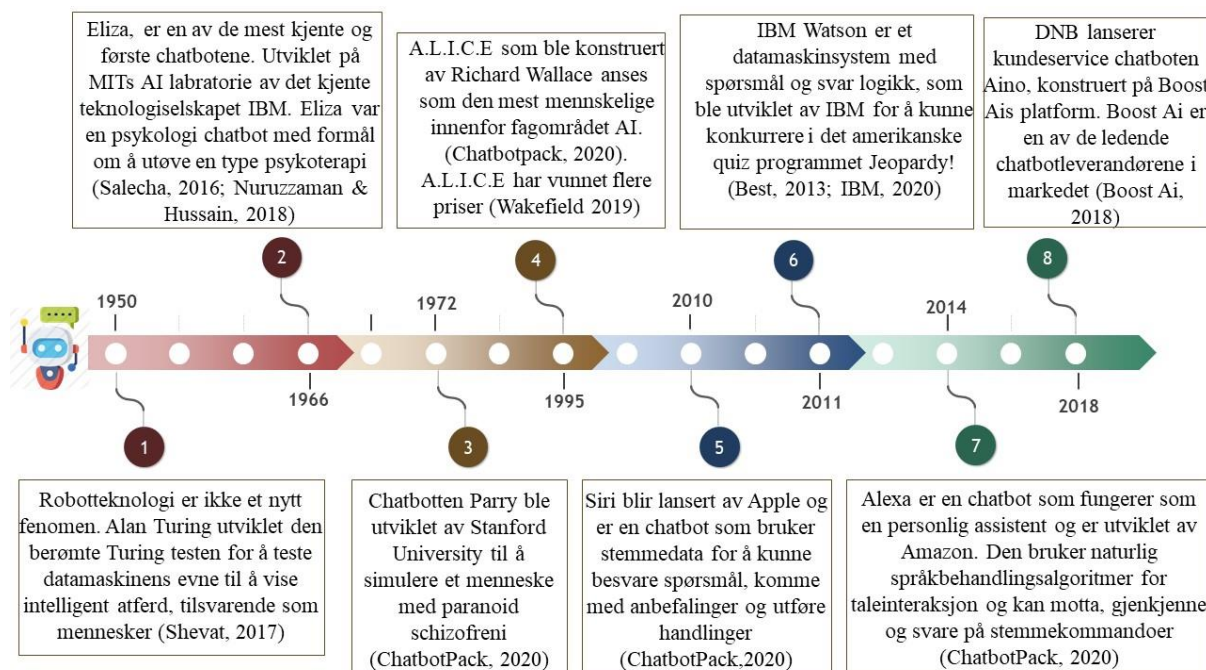
Kunstig intelligens¹ er et relativt bredt begrep. Det kan brukes til alt fra dedikerte oppgaver som en datamaskin kan gjennomføre godt, som eksempelvis identifisering av bildeinnhold, til generell intelligens som systemer kan utføre menneskelige oppgaver på samme eller bedre nivå. Kunstig intelligens egner seg best til oppgaver som krever kognitive egenskaper, som eksempelvis mønstergjenkjenning, læring og predikasjon. Eksempler på slike oppgaver er språkforståelse og bildegjenkjenning (Tidemann, Kunstig intelligens, 2020; PricewaterhouseCoopers, 2019).

Maskinlæring er en gren innenfor kunstig intelligens som benytter statistiske metoder for at datamaskiner skal klare å gjenkjenne mønstre i store datasett (Tidemann & Elster, 2020)

Logikken til dagens chatboter er basert på en fast regelstyrt metode, med forhåndsdefinerte datasett samt en enkel tilnærming til maskinlæringsmetode. Dette begrenser muligheten til selvlæring da de ikke er i stand til å lære *nye* mønstre av tale eller ord, oppdage ulike former for samhandling og gjennomføre logiske resonnementer (Nuruzzaman & Hussain, 2018).

¹ Kunstig intelligens = Artificial Intelligence (AI)

2.2.2 Dagens chatbot



Figur 2: Tidslinje som viser chatbotens utvikling fra 1950 til i dag, ref. egenutviklet

Fenomenet chatbot har eksistert i flere tiår. Robotteknologien kan spores tilbake til 1950-tallet, da dataforskeren Alan Turing, også beskrevet som en av fedrene innenfor informatikk, utforsket muligheten for at datamaskiner kunne kommunisere som mennesker. Siden den gang, har teknologiutviklingen gjort store framskritt og flere ulike chatboter har blitt utviklet. De mest kjente er illustrert i figur 2.

Teknologiutviklingen har ført til at begrepet digitalisering har fått større oppmerksomhet blant ulike aktører (Moengen, Pettersen, & Andreassen, 2018; Shevat, 2017). Kunder i dag legger fra seg digitale fotavtrykk hver gang de er tilkoblet internett. Dette resulterer i enorme datasett som kan behandles av verktøy som kunstig intelligens (AI) og maskinlæring (Haptik Inc., 2017). Begreper som Business Process Management (BPM) og Robotic Process Automation (RPA) har fått større oppmerksomhet på grunn av slike automatiseringsmuligheter (EY, 2018). BPM handler om metoder for å oppdage, modellere, analysere, måle, forbedre og optimalisere forretningsprosesser (Robotic Process Automation, u.å.). RPA er en programvare som fungerer som en digital medarbeider, hvor den kan utføre standardiserte og regelbaserte prosesser på en rask og effektiv måte (Sengupta, Mehta, & Dadu, 2017). Tankegangen bak chatbot er et resultat av disse to begrepene og blir sett på som

et potensielt og kraftig verktøy for å oppnå kognitiv automatisering i serviceorienterte forretningsprosesser, som eksempelvis i kundeservicesentere (Shevat, 2017).

I en rapport utgitt av Gartner, er det gitt to hovedårsaker til hvorfor virksomheter velger å implementere chatboter i dag. Den første er for å øke kundetilfredsheten fordi chatboter har potensiale for å styre kundens progresjon mer effektivt enn mennesker. Effektiviteten framkommer eksempelvis av at chatboter kan svare på kundehenvendelser døgnet rundt. I tillegg elimineres kø fordi chatboter kan svare flere kunder samtidig i løpet av få sekunder. Den andre er kostnadsreduksjon fordi økt kundetilfredshet gjennom chatboter vil gi lavere kostnader på sikt enn ved bruk av menneskelige kundeserviceagenter (Gartner, 2018). Videre antas det at chatboter etter hvert vil integrere transaksjons- og betalingsløsninger (Haptik Inc., 2017).

Chatboter har fått mest oppmerksomhet innenfor banknæringen, helsevesenet, e-handel og sosialt nettverk. (Haptik Inc., 2017; Beck, Stern & Haugsjaa, 2005; Cui, Wei, Huang, Duan & Zhoud, 2017). Selskaper ønsker å være en del av chatbotutviklingen og flere aktører implementerer chatbot i kundeservice (Boost Ai & Kantar, Personlig kommunikasjon, 23.mars 2020). Ifølge rapport publisert av selskapet Haptik, som er et av verdens største konversable AI selskap, eksisterte det over 40 000 chatboter i 2017 på ulike plattformer rundt omkring i verdenen. Videre estimeres markedsstørrelsen på chatboter å vokse fra 700 millioner dollar i 2016 til 3 milliarder dollar i år 2021 (Haptik Inc., 2017).

Til tross for at mange selskaper på tvers av bransjer investerer i chatboter, viser undersøkelser at kunder flest ikke forstår hva en chatbot er. Selskapene Chatbot Magazine og Wizeline gjennomførte en spørreundersøkelse med 1 000 korrespondenter i år 2017 som handlet om bevisstheten omkring chatboter. Hele 70 % av korrespondentene svarte at de ikke hadde kommunisert med en chatbot tidligere, mens 20 % av korrespondentene var usikre på om de hadde kommunisert med en chatbot. Videre indikerte undersøkelsen at den yngre generasjonen, kalt for *millenniums*² antas å være de mest åpenbare brukerne av chatbot. (Haptik Inc., 2017).

2.2.3 Hvordan fungerer en chatbot?

Den bakenforliggende teknologien som blir benyttet i en chatbot varierer fra ulike chatbotleverandører. IKEA har valgt å benytte plattformen til Boost Ai. Denne

² Millennials = personer født mellom 1995-2003

masteroppgaven vil derfor hovedsakelig presentere og redegjøre maskinlæringsmetodikken veiledet læring³ som benyttes av Boost Ai. Maskinlæringsmetodikkene forsterket læring⁴ og ikke-veiledet læring⁵ vil derfor ikke bli redegjort.

I en chatbot eksisterer det tre hovedkomponenter med navn intensjon⁶ informasjonsenhet⁷ og dialog⁸. Hovedkomponentene bestemmer hvordan brukernes innspill skal tolkes og hvordan spørsmålene eller utsagnene skal bli besvart (Cangiano, 2020).

Intensjon er den viktigste komponenten og har til hensikt å fange opp intensjonen eller målet til brukeren. Chatboten trenes ved å se på brukerens henvendelse og derav predikere hva som samsvarer med brukerhenvendelsen. Dersom brukere skriver eksempelvis *hei*, *hallo* eller *god morgen*, vil chatboten trenes opp til å gjenkjenne disse utsagnene som hilsener (Cangiano, 2020).

En informasjonsenhet er en annen nøkkelkomponent som tillater chatboten i å fange opp spesifikke verdier i brukeruttrykkene. Rådhusplassen er et eksempel på en stedsenhet og kan tilegnes flere verdier som eksempelvis Oslo eller Norge. Synonymer kan også defineres innenfor en gitt enhetsverdi, som for eksempel at chatboten bruker et ordnummer til å søke opp en ordre i en database ved at en informasjonsenhet tilegnes en verdi. (Luepi, 2019)

Dialog er den tredje komponenten innenfor dialogferdigheter og som gjør at chatboten kan respondere på brukeren basert på en intensjon og en eventuelt definert informasjonsenhet. En dialog er et tre av noder, og hver node vil håndtere ett bestemt scenario. En tilbakefallingsnode vil bli utført dersom chatboten ikke forstår brukerens utsagn eller spørsmål og vil dermed varsle brukeren om dette (Cangiano, 2020).

³ Veiledet læring = Supervised learning

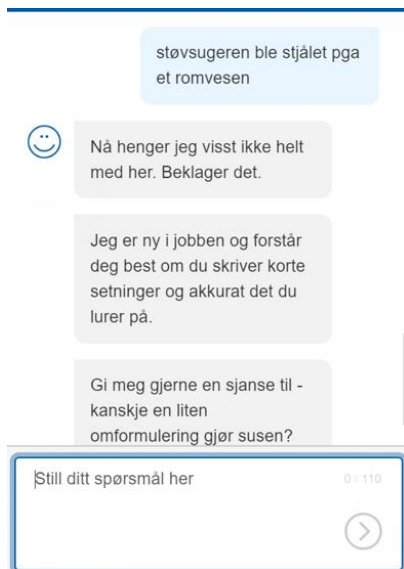
⁴ Forsterket læring = Reinforced learning

⁵ Ikke-veiledet læring = Unsupervised learning

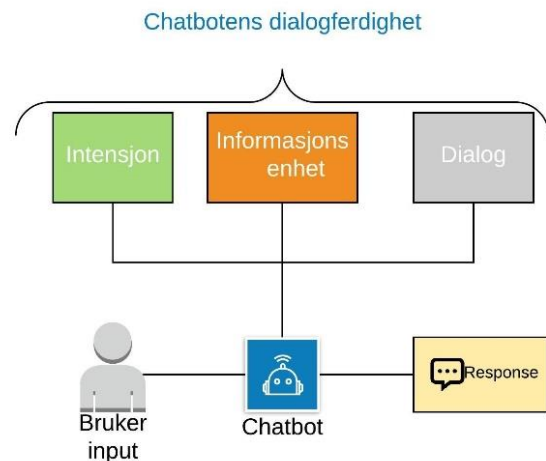
⁶ Intensjon = Intent

⁷ Informasjonsenhet = *Entity*

⁸ *Dialog* = Dialog



Figur 4: Tilbakefallingsnode når chatboten ikke forstår kundens intensjonen, ref. IKEAs chatbot



Figur 3: Chatbotens dialogferdighet, ref. egenutviklet med basis i (Cangiano, 2020)

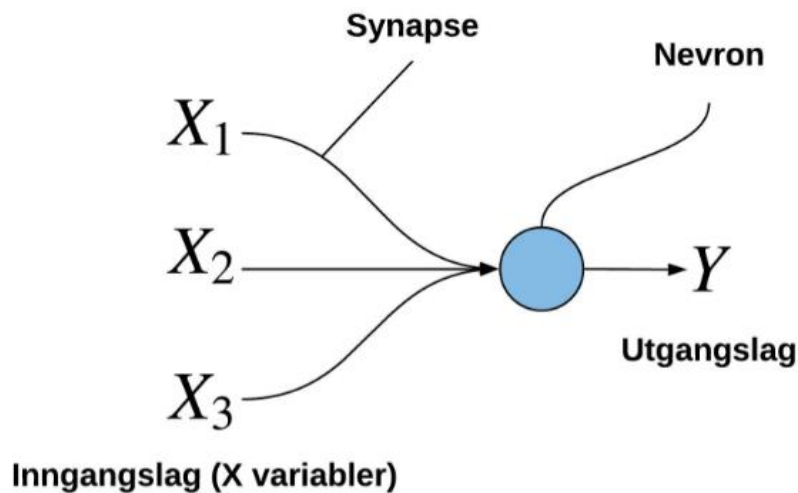
Chatbotens dialogferdigheter bruker ulike maskinlæringsmetodikker for å forstå og predikere brukerens intensjon. Videre presenteres de ulike maskinlæringsmetodikkene.

Dyp læring

Boost Ai benytter dyp læring⁹ for at en chatbot skal oppnå best mulig resultat (Thakur A. , 2018). Dyp læring benyttes i datamaskiner for å lære noe den ikke har kunnskap om. Denne læringsprosessen oppnås gjennom trening av dype kunstige nevralt nettverk for å predikere et utfall. Utfallet som det nevralt nettverket predikerer er binær eller kategoriseringer. For eksempel predikeres en kredittkortbetaling som gyldig eller ikke-gyldig (binært). Et annet eksempel er å predikere en sortering av bilder som viser klær (kategorisering). Sammenlignet med et menneske, prøver dyp læring å finne løsninger på problemer basert på tidligere tilegnet kunnskap.

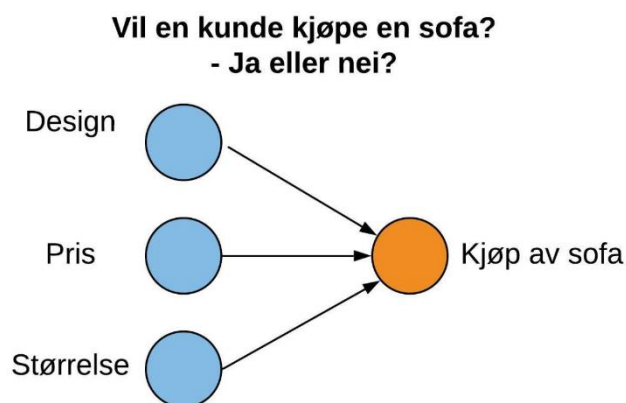
Kunstige nevralt nettverk bygges på en tilsvarende måte som de nevralt nettverkene i en menneskelig hjerne, med både nevroner og synapser. Nevroner og synapser bruker mennesker til å tenke og føle (Nordahl, 2010).

⁹ Dyp læring = Deep learning



Figur 5: Sammenhengen mellom inngangslag og utgangslag, ref. egenutviklet med basis i (Nielsen, 2019)

Den konseptuelle illustrasjonen i figur 5 viser sammenhengen mellom X-variablene i inngangslaget¹⁰ og den predikerte Y variabelen i utgangslaget¹¹. I synapsen vektet de ulike X-variablene som påvirker hvordan Y blir predikert. Vektene kan justeres for å oppnå en mer nøyaktig prediksjon og kan endres for mer komplekse modeller.



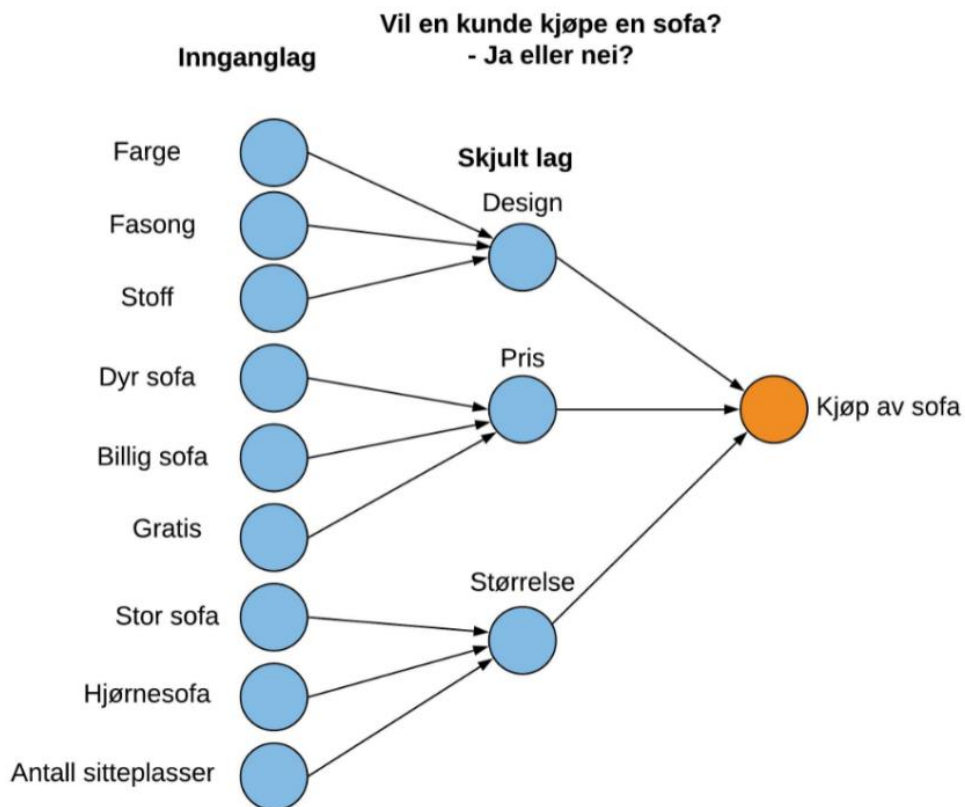
Figur 6: Enkelt nevral nettverk, ref. egenutviklet med basis i (Dvergsdal, 2020)

Figur 6 viser et enkelt nevral nettverk hvor kombinasjonen av design, pris og størrelse på en sofa forklarer hvorvidt en kunde ønsker å kjøpe en sofa eller ikke. De forskjellige forklaringsvariablene (design, pris og størrelse) vil vektlegges ulikt for hver kunde som

¹⁰ Inngangslaget = Input layer

¹¹ Utgangslaget = Output layer

predikeres. Noen kunder er opptatt av pris mens andre vektlegger design. Begrensningen til et enkelt nevralt nettverk er at den ikke fanger opp skjulte ikke-lineære sammenhenger (Dvergsdal, 2020). Et eller flere såkalte skjulte lag mellom inngangslaget og utgangslaget kan inkluderes for å fange opp ikke-lineære effekter. Et skjult lag justerer vektingen av variablene i inngangslaget og utfører ikke-lineære transformasjoner som gjør at det nevrale nettverket utfører komplekse prediksjoner.



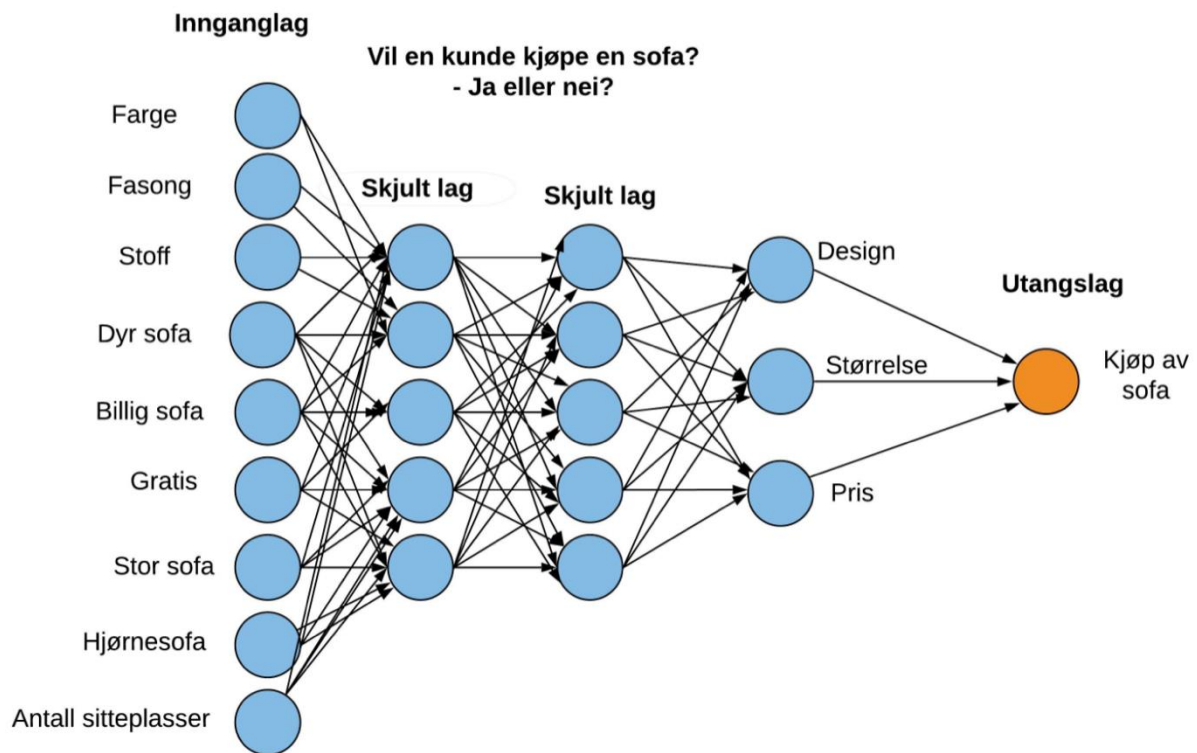
Figur 7: Nevralt nettverk med et skjult lag, ref. egenutviklet med basis i (Dvergsdal, 2020)

Figur 7 introduserer et skjult lag som gir et mer nyansert bilde av hva som mest sannsynlig påvirker kunder til å kjøpe en sofa. Maskinlæringsmetodikken av typen veiledet læring er avhengig av trenings- og testdata for å kunne gjennomføre slike predikasjoner (Tidemann & Elster, maskinlæring, 2020).

Et nevralt nettverk bruker treningsdata til å vekte synapsene ved å justere skjevhetene basert på tidligere innsamlet data. Testdata benyttes derimot til å objektivt vurdere hvor godt det nevrale nettverkets inngangslag predikerer utgangslaget (Mello & Ponti, 2018).

Trenings- og testdata kan hovedsakelig samles inn manuelt gjennom intervjuer eller fra store automatiske innsamlede datasett. Det er ønskelig å ha et høyt representativt datasett i både

trenings- og testdataen for at det nevralt nettverket skal kunne predikere nøyaktig. Disse datasettene kan være i store størrelser. Et eksempel er MNIST som inneholder bilder av skrift skrevet for hånd. MNIST inneholder 6 0000 eksemplarer av treningsdata 1 0000 eksemplarer av testdata (LeCun, Cortes, & Burges, 2020).



Figur 8: Dypt nevralt nettverk med to ekstra skjulte lag, ref. egenutviklet med basis i (Dvergsdal, 2020)

Et nevralt nettverk beskrives som et dypt nevralt nettverk dersom det inneholder flere enn et skjult lag med nevroner. Dagens datakapasitet har åpnet opp for større og komplekse dype nevralt nettverk. Figur 8 viser et komplekst dypt nevralt nettverk med kun to ekstra skjulte lag. Det er ikke mulig å tolke sammenhengene mellom nevronene som ligger i de skjulte lagene på en intuitiv måte når et nevralt nettverk bygges ut (Tidemann, dyp læring, 2018).

Chatbotteknologien bygger videre på to fundamentale konsepter som heter naturlig språkprosessering (NLP)¹² og naturlig språkforståelse (NLU)¹³. Begge konseptene handler om forholdet mellom det naturlige språket som mennesker snakker og datamaskinens kunstige intelligens. Enkelt forklart handler NLP om «hva som blir sagt» mens NLU handler

¹² Naturlig språkprosessering = Natural Language Processing (NLP)

¹³ Naturlig språkforståelse (Natural Language Understanding (NLU))

om «meningen med det som blir sagt» (Lee A. , 2018). Videre redegjøres NLP og NLU i to separate deler.

Naturlig språk prosessering (NLP)

I NLP blir språket omformet fra tekst eller lydformat til digital datastruktur ved hjelp av kunstig intelligens. Det utføres en rekke prosesser for å omgjøre det analoge språket til en digital struktur. Denne masteroppgaven fokuserer på kommunikasjon med chatbot gjennom tekst og prosessene forklares videre med utgangspunkt i tekstformat.

Det første prosessen i NLP heter språkgjenkjenning, hvor chatboten prøver å gjenkjenne språket brukeren skriver på ved hjelp av en prediksjonsmodell. Thakur (2018) hevder at effektiv språkgjenkjenning kan utføres ved å laste ned språkdata fra Wikipedia fra flere språk og deretter benytte seg av en regresjon basert på *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TFIDF). Dette er en statistisk metode for å identifisere viktige ord i en tekst. Et ord med høyt TFIDF-verdi har en signifikant betydning i teksten (Aizawa, 2003; Leskovec, Rajaraman, & Ullman, 2020). Et datasett konstrueres med viktige ord som identifiseres av TFIDF for å utføre en regresjon til å predikere hvilket språk teksten gjenspeiler.

Det andre steget i NLP prosessen er rensing av tekst. Det forekommer ofte tegn i tekstbaserte sammenhenger og det oppstår et behov for å fjerne spesialtegn for videre analysing. Eksempler på spesialtegn er @, %, \$ osv.

```
def ord_rensing(ord):  
    ord = ord.replace("%", "")  
    ord = ord.replace("@", "")  
    return ord
```

Figur 9: Funksjon `ord_rensing` i Python som fjerner tegnene %, @, programmert i Python med basis i (Thakur A., 2018)

Figur 9 viser en enkel funksjon som brukes i programmeringsspråket Python for å fjerne spesialtegnene % og @ i en setning. Illustrasjonen er simplifisert fordi rensing av tekst kan være enda mer utfordrende og tidkrevende. (Thakur A. , 2018).

Tredje steget i NLP handler om oppdeling av setninger til separate ord. Det er essensielt at hele teksten deles opp og legges i en liste for at en datamaskin skal kunne prosessere teksten.


```
import nltk
nltk.download('punkt')

from nltk.tokenize import word_tokenize
tekst = "hei, hvordan har du det?"
oppdelt_tekst = words_tokenize(tekst)
print(oppdelt_tekst)
```

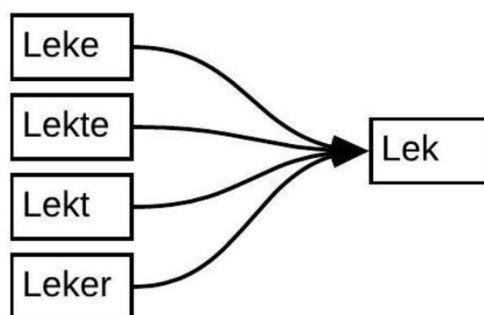
Figur 10: Funksjonen `word_tokenize` i Python, programmert i Python med basis i (Thakur A., 2018)

Figur 10 viser setningen «Hei, hvordan har du det?» som behandles i Python ved hjelp av *Natural Language Toolkit* (NLTK). NLTK deler strengen «Hei, hvordan har du det?» opp i substrenger.

```
['hei', ',', 'hvordan', 'har', 'du', 'det', '?']
```

Figur 11: Substrengene som er et resultat av funksjonen `word_tokenize`

Figur 11 viser at alle ord inndeles i en egen streng som presenteres i en liste.



Figur 12: Illustrasjon av rotformen til verbet *lek*, ref egenutviklet med basis i (Thakur A., 2018)

Det fjerde steget i NLP handler om omgjøringen av ord til rotform. Figur 12 viser et eksempel av bøyingsformene til ordet *lek*. Ordet kuttes ned til rotformen slik at chatboten ikke behøver å lære alle bøyingsformene. Denne prosessen kan utføres på flere måter. I pakken NLTK finnes den innebyggede funksjon *stem* som forenkler læreprosessen til

chatboten. Dette gjelder spesielt for forståelsen av dialekter, der ord kan bli skrevet på ulike måter (Thakur A. , 2018).

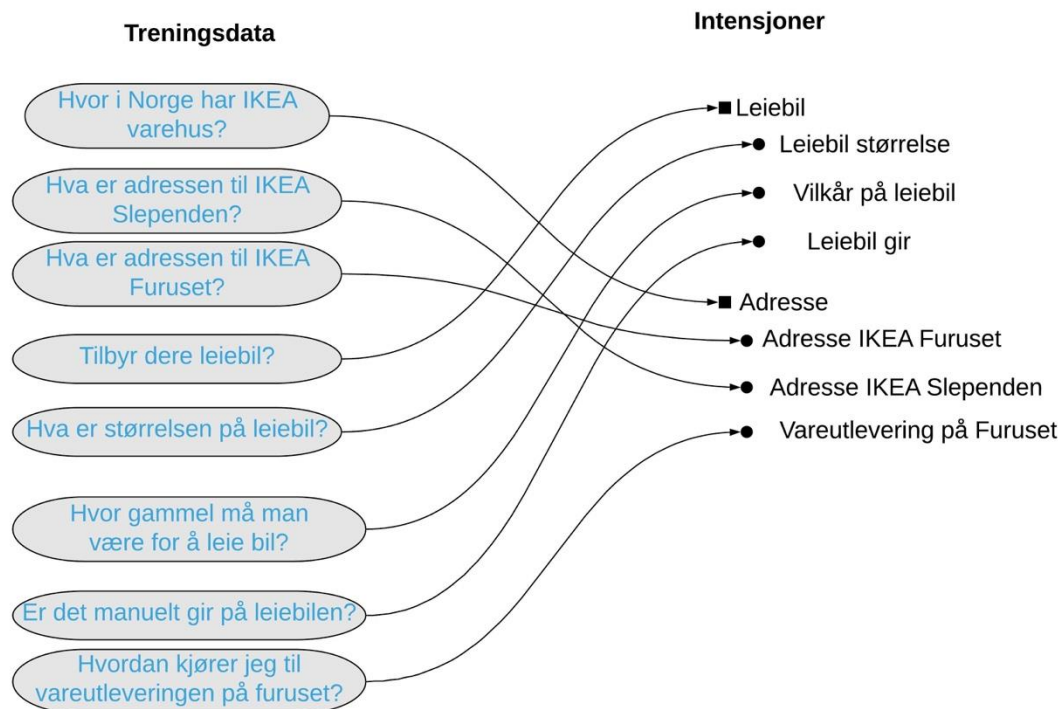
Det femte steget i NLP korrigerer eventuelle skrivefeil, som kan oppstå ubevist eller på grunn av forkortelser som er vanskelig for datamaskiner å forstå. Boost Ai har utviklet en algoritme basert på tidligere tekstdata som inneholder store mengder med ord. Algoritmen benyttes til å finne hvilket ord som er mest lik det innskrevne ordet ved å predikere det korrekte ordet (Thakur A. , 2018).

Naturlig språk forståelse

NLU betegnes som en underkategorisering av NLP. NLU prosessen bygger på veiledet læring hvor plattformen til Boost Ai benytter seg av dype nevralt nettverk. For å ekstrahere meningen og konteksten med det brukeren skriver inn, brukes ofte en kategorisk regresjon. I neste delkapittel redegjøres prediksjonsmodellen til Boost Ai og sammenhengen mellom NLP og NLU.

2.2.4 Prediksjonsmodellen til Boost Ai

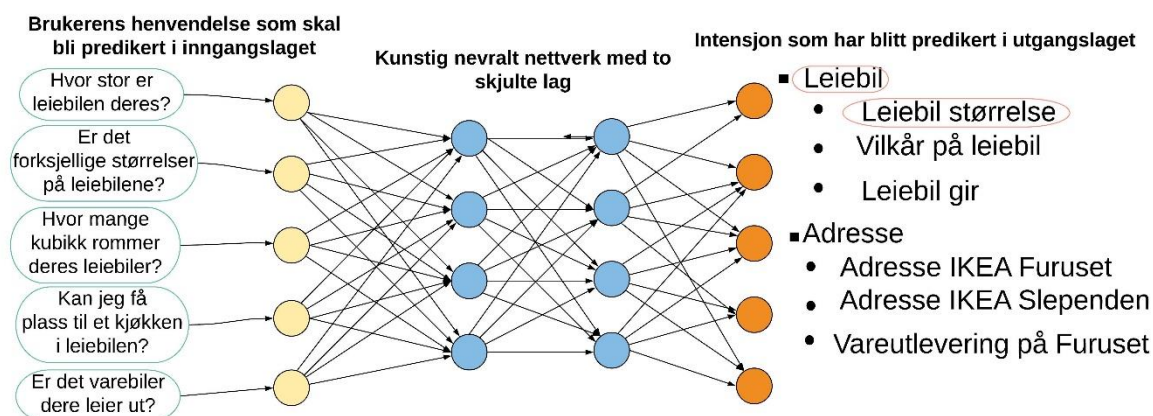
Boost Ai har utviklet en klassifiseringsmodell som predikerer intensjonen til en brukerhenvendelse ved hjelp av både NLP og NLU. Brukerens tekst prosesseres først av de ulike NLP-stegene. Deretter benyttes et dypt nevralt nettverk i NLU for å predikere hva kundens henvendelse handler om. Etersom prediksjonsmodellen er basert på dyp læring, utvikles en eller flere unike trenings- og testdata for hver intensjon modellen skal predikere. Boost Ai anbefaler minst 30 trenings- og 10 testdatapunkter for hver intensjon. Det er viktig å utvikle nok treningsdata som dekker variasjonene i måten kunder henvender seg på. Det er viktig at intensjonene ikke har store likhetstrekk ved konstruksjon av flere intensjoner, fordi konsekvensen er en forverring av nøyaktigheten til modellen.



Figur 13: Illustrasjon av treningsdatasetninger til hver intensjon, ref. egenutviklet med basis i (Thakur A., 2018)

I figur 13 tilknyttet en treningsdatasetning til hver intensjon. En chatbot i dette eksempelet vil ikke klare å svare på andre intensjoner enn det som tilegnes gjennom treningsdatasetningene. Dette er fordi chatboten er begrenset til et spesifikt område, også kalt for lukket domene. Det er ingen begrensning i antall intensjoner som kan konstrueres, men mange intensjoner kan gi negativ påvirkning på nøyaktigheten. Når treningsdataen er konstruert og det kunstige dype nevralt nettverket er trent, settes den endelige prediksjonsmodellen som bygger på NLP og NLU sammen.

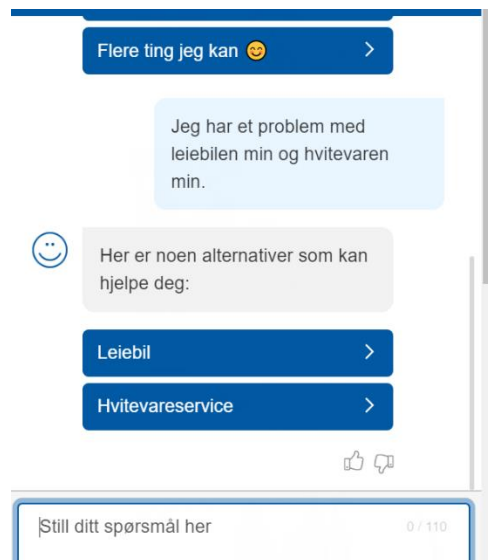
Predikasjonsmodellen



Figur 14: Predikasjonsmodell som viser hvordan kundehenvendelser predikeres mot en gitt intensjon, ref. egenutviklet med basis i (Thakur A., 2018)

Det første steget i predikasjonsprosessen handler om chatbotens behandling av kundens henvendelse. Teksten (kundehenvendelsen) behandles etter de ulike NLP-stegene. Deretter brukes den prosesserte teksten i NLU til å undersøke om det eksisterer en tilsvarende intensjon som chatboten har blitt opplært i. Denne prediksjonen kan sammenlignes med en kategorisk regresjon, der kundens henvendelse fungerer som den uavhengige variabelen og den predikerte intensjonen tilsvarer den avhengige variabelen. Figur 14 viser kunder med én og samme intensjon.

Henvendelser som inneholder flere intensjoner er mer komplekst. Boost Ai har utviklet en algoritme med navn Automatic Semantic Understanding (ASU), som skiller ulike intensjoner. Dette gjør at en chatbot gjenkjenner komplekse kundehenvendelser (Thakur A. , 2019), som illustreres i figur 15.



Figur 15: En kompleks henvendelse som løses ved hjelp av algoritmen ASU, ref. IKEAs chatbot

2.2.5 Begrensninger og muligheter med chatbot

Dette kapitlet redegjør hvilke muligheter og begrensninger en chatbot har, som presenteres på grunnlag av den bakenforliggende teknologien.

1. **Fast regelstyrt:** Dagens chatboter operer fortsatt med en fast regelstyrt metodikk, men utviklingen innenfor maskinlæring gjør at chatboter i dag predikerer og responderer mer nøyaktig. (Nuruzzaman & Hussain, 2018; Thakur, 2018).
2. **Grammatiske feil:** Tidligere chatboter var ikke i stand til å gjenkjenne grammatiske feil. Utviklingen av maskinlæringsteknologien har ført til at dagens chatboter er i stand til å gjenkjenne grammatiske feil og dialekter. (Nuruzzaman & Hussain, 2018; Thakur, 2018).
3. **Forhåndsdefinert eller lukket domene:** Lukket domene begrenser hva en chatbot kan besvare av henvendelser. En chatbot designet for en møbelprodusent kan for eksempel ikke svare på spørsmål vedrørende klima. Majoriteten av chatboter i dag klarer kun å svare på spørsmål som ligger i dens lukkede domene (Nuruzzaman &

Hussain, 2018; Thakur, 2018; Britz, 2016; Qi, 2019).

4. **Tvetydighet:** Dersom setningenes betydning og kontekst er uklar, vil chatboter finne det vanskelig å tolke intensjonen(e) til henvendelsen. Dette kan oppstå når ord ikke gir passende betydning, som kan tolkes på flere måter (Nuruzzaman & Hussain, 2018).
5. **Språkstruktur:** Språk har ulik setningsskapende struktur, som for eksempel varierer strukturen i tekster, tegnsettinger og bruk av mellomrom fra språk til språk. Tidligere chatboter har ikke klart å skille mellom språkulikheter. I dag er det mulig å kommunisere med chatboter på flere ulike språk (Nuruzzaman & Hussain, 2018; Thakur, 2018).
6. **Semantikk:** Semantikk handler om språkets innhold, hvordan ord, fraser og setninger er sammensatt samt betydningen eller meningen med dem (Lyons, 1995). Semantikk har betydning på hvorvidt en chatbot kommuniserer på en naturlig og menneskelig måte. Ved hjelp av NLP og NLU, kan chatboter fremstå mer menneskelig og kundeserviceorientert enn tidligere (Nuruzzaman & Hussain, 2018; Thakur, 2018).
7. **Sentiment–analyse:** Sentiment–analyse bruker en teknologi som automatisk analyserer tekster for å beskrive hvilke følelser, holdninger og meninger som uttrykkes. Denne språkteknologien baserer seg på samme teknologi i bunn når individer søker på nett eller bruker et oversettelsesverktøy, som for eksempel Google Translate (Haugnes, 2018). Chatboter er ikke i stand til å oppdage følelser som uttrykkes i en henvendelse, på grunn av chatbotens faste regelstyrte metodikk med forhåndsdefinerte svaralternativer. (Nuruzzaman & Hussain, 2018; Boost Ai, 2019; Kindly, 2019).
8. **Anbefalingssystem:** Dagens chatboter kan både stille spørsmål, forklare og gi råd i forhold til ulike brukermønstre. Chatboter kan også brukes som en markedsføringskanal, hvor forbrukere får tilsendt anbefalinger eller tips basert på tidligere kjøp. Dette er relativt nytt innenfor chatbotteknologien, og er ikke like utbredt blant aktørene som benytter seg av chatbot i dag (Nuruzzaman & Hussain, 2018; Thakur, 2018; Kindly, 2019).

9. **Nøyaktighet:** Chatboter trenes opp til å utføre samtaler som et menneske, men på grunn av forhåndsdefinerte svaralternativer, oppstår det situasjoner med uforutsigbare svar og svar uten kontekst. Chatboter har ikke kognitiv forståelse og er derfor ikke i stand til å undersøke om den har predikert feil eller riktig. Dermed oppnås ikke eksakt nøyaktighet til enhver tid. (Nuruzzaman & Hussain, 2018; Thakur, 2018).
10. **Tredjepartsintegrasjon:** Det er mulig å integrere eksterne tredjepartsfunksjoner i en chatbot, som for eksempel kartfunksjoner (Google Maps), eller nettsider som henviser brukeren til ny informasjon. (Nuruzzaman & Hussain, 2018; Boost Ai, 2019; Kindly, 2019).
11. **Behandling av data:** Moderne chatbotplattformer muliggjør enkel datainnsamling av alle chatbotsamtaler ved at den automatisk identifiserer forbedringspotensialer. I tillegg kan datainnsamlingen brukes til å analysere og visualisere kundehenvendelser. Dette gir mulighet til å optimalisere chatboten og oppnå bedre resultater. (Nuruzzaman & Hussain, 2018; Boost Ai, 2019; Kindly, 2019).
12. **Brukergrensesnitt:** Dagens chatbotplattformer muliggjør konstruksjon av chatboter uten et behov for programmeringsforståelse. I tillegg har chatbotplattformene brukervennlige grensesnitt for de som skal utforme chatbotens innhold (Boost Ai, 2019; Kindly, 2019).

2.2.6 Hvilke typer henvendelser egner seg best for en chatbot?

Chatbot og kunstig intelligens er et relativt nytt konsept innenfor kundeservice i Norge, og det eksisterer lite litteratur om hele implementeringsprosessen med chatbot. Derimot eksisterer det en del litteratur om fagområdene BPM og RPA som ofte benyttes som grunnlag til å identifisere hvilke typer henvendelser som kan automatiseres (Tripathi, 2018).

Bill Gates hevder at det finnes to regler for automatisering. Den første regelen er å automatisere en effektiv prosess som vil forsterke effektiviteten. Den andre regelen er å automatisere en ineffektiv prosess som vil forsterke dens ineffektivitet (Jeston & Nelis,

2008). Det er derfor viktig å fokusere på prosesser som allerede er effektive og har en klar definert start og slutt.

Jeston & Nelis (2008, s 16) hevder at en organisasjon bør automatisere prosesser med høyt volum og er repetitive. Dette samsvarer med Tripathi (2008, s7) som hevder i sin RPA-bok, at repeterende prosesser og oppgaver som inneholder flere mennesker og steg, bør automatiseres. Videre hevder han at prosessen må være godt definert og regelstyrt (Tripathi, 2018).

Kundehenvendelser i kundeservice kan variere i stort omfang. Løsningen på en kundehenvendelse kan omhandle alt fra enkle svar til komplekse løsninger som krever individuelle vurderinger. Dette kan eksemplifiseres med en kunde som ønsker å reklamere på en skadet ordre. En kundebehandler må få tilsendt bilder av skaden fra kunden for vurdering av reklamasjon. En chatbot vil ikke være i stand til å løse en reklamasjonshenvendelse med kompleksitet og variasjon på grunn av mangelen på kognitive egenskaper.

Kundehenvendelser som behandles på samme måte, beskrives som enkle og repetitive. *Ofte besvarte spørsmål* (FAQ)¹⁴ har disse karakteristikene og danner tydelige mønstre som kobler et gitt spørsmål og et gitt tilhørende svar, som en chatbot kan løse. En studie publisert i 2019 fra Universitetet i Seoul i Korea, studerer effekten av en chatbot som kun besvarer FAQ i administrasjonsavdelingen på universitetet i Seoul. Resultatet viser at ansatte i administrasjonsavdelingen opplever mindre arbeidsmengde samt reduksjon i administrasjonskostnader (Lee, Jo, Kim, & Kang, 2019). Videre påstår en rapport publisert av Deloitte i Nederland, at chatboter som løser FAQ-henvendelser, kan redusere antall telefonhenvendelser drastisk i kundeservice (Deloitte AI Team, 2018).

2.3 Teknologiakseptmodeller – Teorier om kundeatferd

Forskningsspørsmål 4 har til hensikt å besvare hvilke faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte seg av en chatbot. Dette besvares på grunnlag av en spørreundersøkelse rettet mot kunder av IKEA. Spørreundersøkelsen tar utgangspunkt i modellen Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2 (UTAUT2), som er en utvidelse av Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UATUT). Sistnevnte handler om brukernes teknologiaksept, mens UTAUT2 fokuserer på forbrukernes teknologiaksept.

¹⁴ Ofte besvarte spørsmål = Frequently asked questions (FAQ)

2.3.1 Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)

Det eksisterer veletablerte teorier som forklarer hvilke atferdsintensjoner en bruker har som fører mot teknologiaksept. Eksempler på slike teorier er Technology Acceptance Model (TAM), Theory of Planned Behaviour (TPB) og Theory of Reasoned Action (TRA) (Venkatesh, Morris, Davis, & Davis, 2003). Et av problemene med disse teoriene er en generell lav forklaringskraft som gir et lite holistisk syn på brukernes atferd rettet mot teknologiaksept. På grunn av disse svakhetene, ble modellen Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) utarbeidet av Venkatesh, Morris, Davis og David i år 2003. UTAUT er en holistisk modell som beskriver hvilke faktorer som fører til menneskers aksept av ny teknologi. UTAUT bygger på åtte veletablerte- validerte modeller og teorier for teknologiaksept og identifiserer fire nøkkelvariabler:

Resultatforventning (Performance expectancy, PE) handler om i hvilken grad en person tror at bruken av systemet vil hjelpe ham eller henne i å oppnå gevinst i deres prestasjoner (Venkatesh, Morris, Davis, & Davis, 2003).

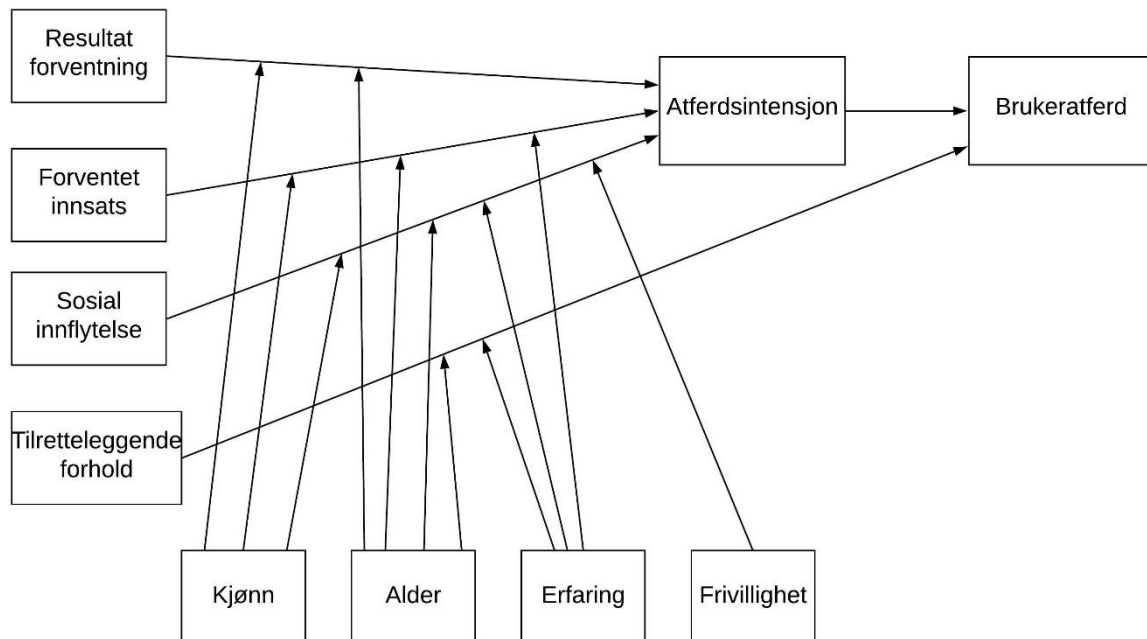
Forventet innsats (Effort expectancy, EE) defineres som graden av enkelthet knyttet til bruken av et system (Venkatesh, Morris, Davis, & Davis, 2003).

Sosial innflytelse (Social influence, SI) defineres som i hvilken grad et individ oppfatter viktigheten av å relatere seg til andres meninger om systemet. Denne variabelen fokuserer på påvirkning fra sosiale forhold, som eksempelvis fra familiemedlemmer eller venner. (Venkatesh, Morris, Davis, & Davis, 2003).

Tilretteleggende forhold (Facilitating conditions, FC) defineres som i hvilken grad en person mener at det eksisterer en organisatorisk og teknisk infrastruktur for å støtte bruken av systemet (Venkatesh, Morris, Davis, & Davis, 2003).

I tillegg til disse variablene, eksisterer det fire moderatorer; *alder*, *kjønn*, *erfaring* og *frivillighet*. En moderator er en variabel som påvirker sammenhengen mellom den avhengige variabelen og de uavhengige variablene (Wooldridge, 2012).

I følge UTAUT, forklarer variablene resultatforventning, forventet innsats og sosial innflytelse, samt de fire moderatorene brukerens atferdsintensjon (Behavioral Intention, BI), som igjen forklarer brukeratferd. Variablen brukeratferd forklarer om en bruker vil bruke teknologien i fremtiden (Venkatesh, Morris, Davis, & Davis, 2003).



Figur 16: Illustrasjon av UTAUT – modellen, ref egenutviklet med basis i (Venkatesh, Morris, Davis, & Davis, 2003)

De store fordelene med UTAUT-modellen er at den integrerer alle viktige variabler fra tidligere atferds- og teknologiakseptmodeller. I tillegg forklarer UTAUT 69 % av variansen for atferdsintensjon og 50 % av brukeratferden (Venkatesh, Morris, Davis, & Davis, 2003). Resultatene fra modellen har en betydelig høyere forklaringskraft enn de tidligere modellene. Hovedforskjellen mellom UTAUT og de tidligere atferdsmodellene er bruken av moderatører til å forklare teknologiaksept. UTAUT er dermed en foretrukken modell for å forklare de bakenforliggende årsaksfaktorene til bruken av teknologi (Kiseol & Forney, 2014; Venkatesh, Morris, Davis & Davis, 2003).

UTAUT fokuserer hovedsakelig på kognitive aspekter, men andre faktorer som sosiale, psykologiske og teknologiske påvirkninger på brukeratferd kan også gi innflytelse på teknologiaksept. Mangelen på affektive målevariabler begrenser dermed evnen til å forklare forbrukerens adopsjon av nye teknologiske applikasjoner. Forbrukere kan være skeptiske,

urolige eller føle en viss form for angst ved bruk av nye applikasjoner. Dette kan være et hinder for å ta i bruk nye teknologiske applikasjoner. Videre presenteres derfor UTATU2, som er videreutviklet fra UTAUT.

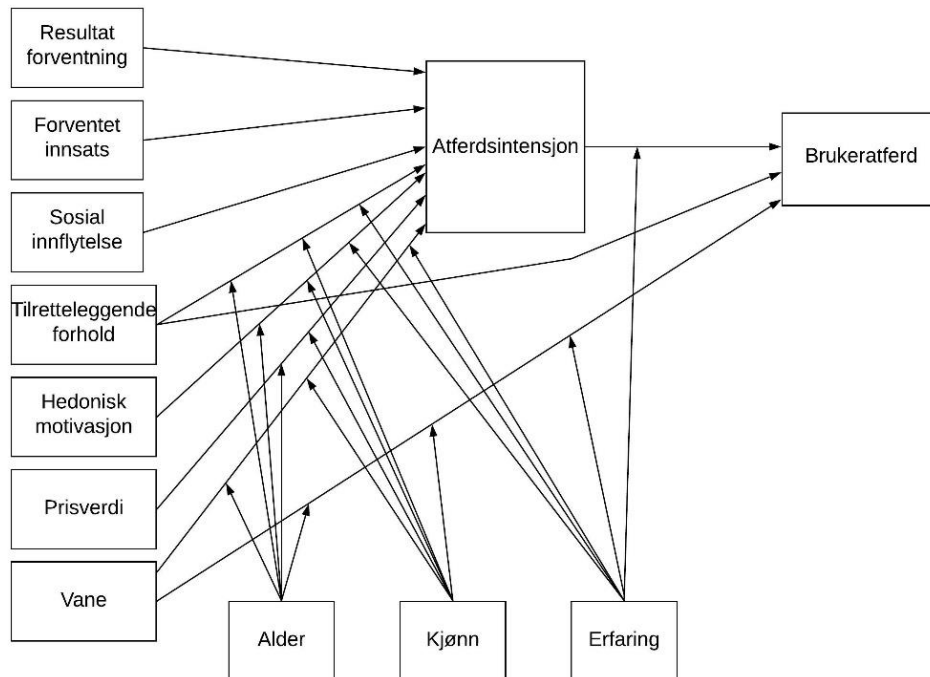
2.3.2 Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2 (UTAUT2)

På bakgrunn av mangelen på affektive målevariabler, utvidet Venkatesh et.al. UTAUT med tre variabler:

Hedonisk motivasjon (Hedonic motivation, HM) defineres som moro eller glede som utløses ved bruk av en teknologi. Denne variabelen spiller en viktig rolle i bestemmelsen av teknologiaksept og bruken av teknologi (Venkatesh, Thong, & Xu, 2012; Chang, 2012).

Prisverdi (Price value, PV) handler om kostnaden tilknyttet bruken av ny teknologi. Det skilles mellom forbrukere og organisasjoner, fordi forbrukere bærer kostnaden direkte, mens individer i organisasjoner betaler ikke direkte for bruken. Kostnads- og prisstrukturen kan vise betydelige innvirkninger på forbrukernes teknologibruk (Venkatesh, Thong, & Xu, 2012; Chang, 2012).

Vane (Habit, HB) defineres som i hvilken grad individer har en tendens til å automatisk utføre atferd og som gjentas regelmessig (Venkatesh, Thong, & Xu, 2012; Chang, 2012).



Figur 17: Illustrasjon av UTAUT2-modellen, ref egenutviklet med basis i (Venkatesh, Thong & Xu, 2012)

UTAUT2-modellen gir en høyere forklaringskraft for variablene atferdsintensjon fra 69 % til 74 %, og for brukeratferd med 40 % til 52 %. Atferdsintensjon påvirkes av både hedonisk motivasjon, prisverdi og alle moderatorene. Variabelen vane har både direkte og indirekte effekter på teknologibruken hos enkeltindivider (Venkatesh, Thong, & Xu, 2012; Chang, 2012).

På grunn av høyere forklaringskraft, er det en større fordel å benytte UTAUT2. I motsetning til UTAUT som fokuserer på brukere, fokuseres UTAUT2 på forbrukere, som direkte relateres til IKEAs kunder. Det viser derfor en større fordel å benytte UTAUT2 for videre redegjørelse av forskningsspørsmål 4.

3. IKEA Case

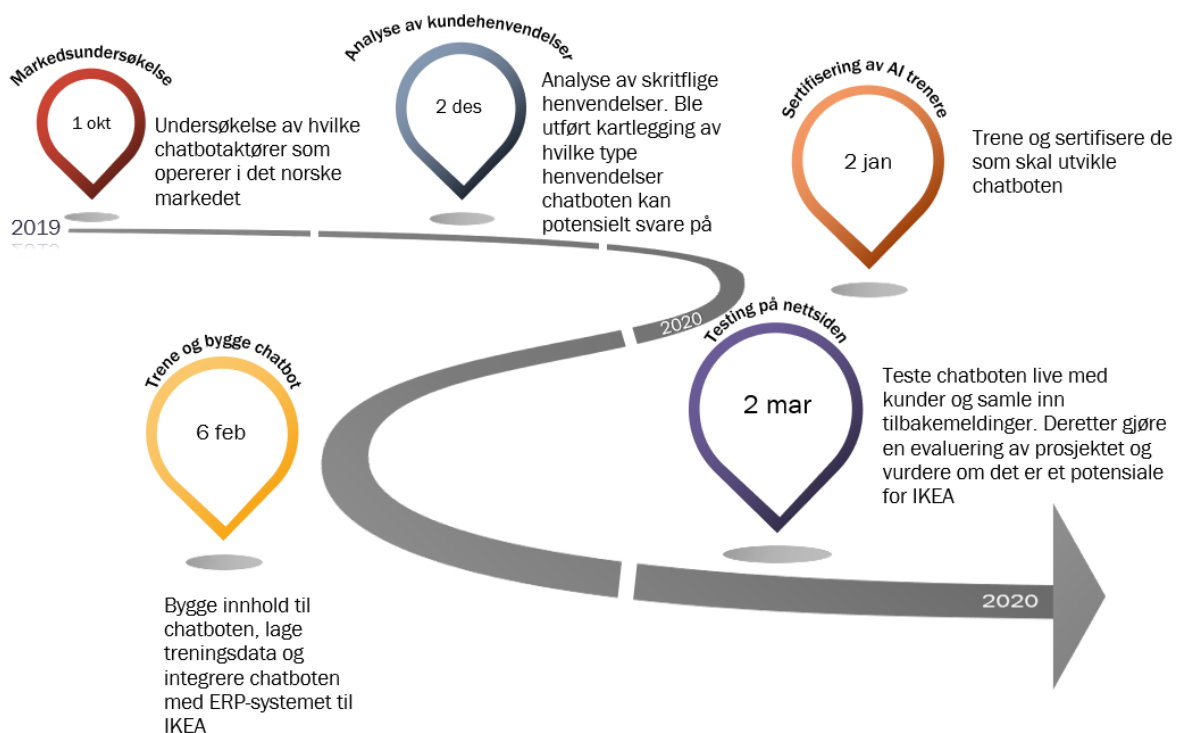
I Norge omsatte IKEA for 8,3 milliarder kroner og sysselsetter over 3 000 mennesker. På bakgrunn av raskt endrede brukervaner og teknologiutvikling, igangsatte IKEA et digitaliseringsprosjekt som omhandler automatisering av kundeservice. IKEAs netthandel har

de siste tre årene vokst kraftig. Dette fører til økt risiko for at feil kan oppstå, som igjen fører til et større behov for kundeservice. Dette er fordi kunder i større grad må få rettet opp feil eller gjøre endringer. Kunder forventer umiddelbar respons ved kontakt med kundeservice, som skaper økt press i å imøtekomme de endrede brukervanene.

Gjennom digitaliseringsprosjektet ønsker IKEA å utforske mulighetsområdene med en chatbot i kundeservice og kaller dette prosjektet for et pilotprosjekt. Testing av chatboten i realistiske omgivelser vil bidra til lærdom og avdekke eventuelle feil for å minimere risiko og unødvendige omkostninger, før et eventuelt endelig fullskalaprosjekt blir igangsatt.

Pilotprosjektet gjennomføres i samarbeid med chatbotleverandøren Boost Ai og NetNordic. Sistnevnte er IKEAs egen teknologipartner og fungerer som et mellomledd mellom Boost Ai og IKEA.

3.1 Analyse av digitaliseringsbehovet i IKEAs kundeservice

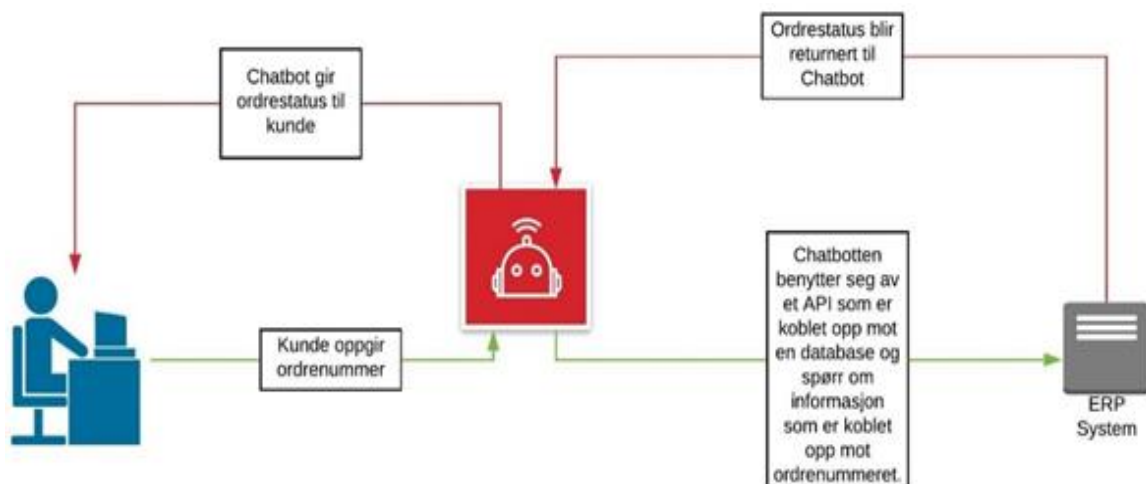


Figur 18: Veikart over IKEAs pilotprosjekt, ref. egenutviklet

Høsten 2019 ble det utført en større analyse av over 1 000 skriftlige kundefølgende. Hensikten med analysen var å få innsikt i hvilke kundefølgende som var mulig å løse med en chatbot. Analysen karakteriserte omtrentlig 40 % (400 av 1 000 kundefølgende)

av kundehenvendelsene som gjentakende med en klar definert start og slutt. I tillegg ble de beskrevet som regelstyrte og ressurskrevende. Disse kundehenvendelsene ble sett på som potensiale for en chatbot å løse.

Av de 400 henvendelsene var 70 % definert som enkle og falt under FAQ-kategorien. De resterende 30 % er avhengig av datatransaksjoner for å bli løst.



Figur 19: Illustrasjon av en datatransaksjon, ref. egenutviklet

I en datatransaksjon sendes en unik henvendelse som krever et tilhørende unik respons. Ofte betyr dette at informasjonen som hentes ut er kundespesifikk. Et eksempel er om en kunde ønsker å spore en ordre og må oppgi et ordrenummer. Chatboten må være i stand til å hente ut konkret informasjon som tilhører det unike ordrenummeret fra en database som ligger under et Enterprise Resource Planning (ERP) System. Konsulentselskapet Gartner definerer ERP som muligheten til å levere en integrert løsning med forretningsapplikasjoner. Løsningen skal dekke en bredde av prosesser som finnes i eksempelvis finans, distribusjon, menneskelige ressurser¹⁵ og produksjon (Enterprise Resource Planning, u.å.).

Det siste som muliggjør denne transaksjonen er et Application Programming Interface (API) som kan kommunisere med ERP systemet. Gartner definerer API som et grensesnitt som gir programmatisk tilgang til funksjoner og tjenester innenfor en database eller applikasjon (Enterprise Resource Planning, u.å.). Chatboten sender en forespørsel til ERP-systemet, som returnerer informasjon om ordrenummeret til chatboten via et API. Denne

¹⁵ Human ressurs = Human resources (HR)

transaksjonen gjennomføres på noen millisekunder og kunden legger derfor ikke merke til at systemene kommuniserer med hverandre i bakgrunnen.

3.2 Samarbeidet med Boost Ai og NetNordic

NetNordic assisterer IKEAs kundeservice med teknologiske integrasjoner og drift. Et kundesenter er avhengig av et stabilt IT-system som muliggjør en effektiv behandling av epost, telefonsamtaler og chatsamtaler. IKEA drifter denne løsningen eksternt gjennom NetNordic. I tillegg har NetNordic kompetanse og erfaring med implementering av chatbot i kundeservice i andre bransjer. Rollen til NetNordic i pilotprosjektet er ekstern rådgivning med bistand i integrering og utvikling av chatbot i IKEAs økosystem.

Boost Ai utvikler chatbotteknologi og er leverandøren til IKEAs chatbotplattform. Deres chatbotplattform leveres kun gjennom en underleverandør, hvor NetNordic i dette pilotprosjektet er deres underleverandør. Denne ordningen gjør at Boost Ai ikke bistår direkte i konstruksjonen og implementeringen av chatboten.

3.3 Utviklingsstart av IKEA chatboten

IKEAs pilotprosjekt ble igangsatt januar 2020 og prosjektgruppen består av IKEAs egne ansatte. Én prosjektleder, én tekstforfatter, to teknologer samt to AI-trenere fikk i oppgave å konstruere og lansere chatboten i IKEAs kundeservice.

I forkant av konstruksjonen av chatboten, gjennomførte prosjektgruppen en sertifisering i regi av Boost Ai, for å skape forståelse av hvordan chatbotplattformen til Boost Ai fungerer. Sertifiseringen gir nødvendig kompetanse for å kunne styre plattformen, innsikt i hvordan en chatbot prosesserer og behandler informasjon og retningslinjer for å kunne produsere kvalitetsrikt innhold. Det ble satt av én uke til å gjennomføre sertifiseringen.

I begynnelsen av februar ble det satt av 3 uker til intensiv utvikling. På bakgrunn av analysen som ble gjennomført høsten 2019, besluttet prosjektgruppen å konstruere en chatbot som kan behandle kundehenvendelser som krever en datatransaksjon og FAQ kundehenvendelser.

3.4 Lansering av chatboten

Chatboten ble lansert 05.03.2020 på nettsiden til IKEA under webområdet *kontakt oss*. Denne plasseringen ble valgt fordi IKEA ønsket å primært fange opp kunder som hadde intensjon om å kontakte kundeservice. Chatboten ble lagt ut som et supplement til eksisterende kundeservicekanaler som chat, telefon og epost. Kunder får dermed muligheten til å velge en kanal uten å bli tvunget til å benytte en chatbot.

IKEA vil gjennomføre en intern revisjon av pilotprosjektet og ta stilling til om et endelig fullskalaprojekt. Denne masteroppgaven følger IKEAs pilotprosjekt fra januar til mai, og videre utvikling av pilotprosjektet utover dette tidsrommet vil ikke redegjøres.

4. Metode

Dette kapitlet presenterer detaljene rundt hvilke metoder som benyttes for å besvare forskningsspørsmålene. Det innledes med forklaring av forskningsdesignet og forskningsstrategien. Deretter redegjøres datainnsamlingen som består av en spørreundersøkelse og intervjuer. Videre beskrives hvilke metoder som anvendes for å analysere dataen. Til slutt presenteres reliabilitet og validitet tilknyttet den anvendte metoden.

4.1 Forskningsdesign

Et forskningsdesign er definert som en målrettet plan for å besvare forskningsspørsmålene (Saunders, Lewis, & Thornhill, 2012). Det eksisterer begrenset med litteratur og forskning om hele implementeringsprosessen av en chatbot i kundeservice. Denne masteroppgaven benytter derfor et eksplorativt forskningsdesign med en kombinasjon av kvalitativ og kvantitativ metode.

Ifølge Saunders, Lewis & Thornhill (2012, s.175), utføres en eksplorativ studie på tre måter. Den første handler om litteratursøk, den andre handler om å utføre gruppeintervjuer, og den siste handler om å intervju ekspert innenfor feltet som undersøkes. For å avdekke masteroppgavens formål, intervjues sentrale nøkkelpersoner i pilotprosjektet samt en spørreundersøkelse som rettes mot kunder av IKEA. Ettersom forskningsdesignet er

eksplorativt, stilles åpne spørsmål for å få et helhetlig innblikk i implementeringen av en chatbot i detaljhandelen. Et eksplorativt forskningsdesign åpner for mer fleksibilitet enn forklarende eller deskriptive studier (Saunders, 2012).

4.2 Forskningsstrategi

Forskningsstrategi er en generell plan på hvordan forskningsspørsmålene skal besvares (Saunders, Lewis & Thornhill, 2012). En casestudie fokuserer på det partikulære istedenfor det generelle. Dette betyr at det ikke er mulig å generalisere ut ifra en casestudie. I likhet til andre forskningsstrategier, er en casestudie en måte å undersøke et empirisk problem ved å følge et sett med forhåndsdefinerte steg (Yin, 2003).

I følge Yin (2003, s.42) utføres en enkel holistisk case hvis det er en avslørende case¹⁶. En avslørende case viser til muligheten for å observere og analysere et nytt fenomen som tidligere har vært utilgjengelig. IKEA er en av de første norske selskapene i detaljhandel som implementerer chatbot i kundeservice, og gir et unikt innblikk i hvordan en chatbotimplementering gjennomføres. I tillegg eksisterer det lite litteratur og få studier om hele implementeringsprosessen.. Denne masteroppgaven benytter derfor en enkel holistisk casestudie.

4.3 Datainnsamling

Datainnsamlingen består av både primær- og sekundærdata. Primærdata samles for analysedelen og har til hensikt å belyse alle forskningsspørsmålene (Saunders, Lewis, & Thornhill, 2012). Primærdataen består av en spørreundersøkelse og semistrukturerte intervjuer. Spørreundersøkelsen ble utviklet i samarbeid med IKEA. Sekundærdataen består hovedsakelig av rapporter fra konsulentselskaper, markedsanalysebyråer og statistikk fra IKEA.

En casestudie handler om å kunne belyse et fenomen fra ulike vinkler og synspunkter. Denne masteroppgaven benytter derfor teknikken metodetriangulering med både kvalitativt og kvantitativt data for å validere data som blir samlet inn (Saunders, Lewis, & Thornhill,

¹⁶ Avslørende case = Relevatory case

2012). Denne metodikken forenkler prosessen med å trekke implikasjoner ved endelig besvarelse av forskningsspørsmålene.

4.3.1 Kvantitativ spørreundersøkelse

For å belyse forskningsspørsmål 4, ble en spørreundersøkelse utformet med basis i UTAUT2-modellen, for å undersøke hvilke faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte chatbot. Hensikten med en spørreundersøkelse er å studere karakteristikken til et utvalg, forstå deres holdninger, motiver, persepsjoner, tro og generelt samle inn meninger om fenomenet som studeres (Chrysochou, 2017). Dette gir studie en induktiv tilnærming (Saunders, Lewis, & Thornhill, 2012).

I denne masteroppgaven avgrenses UTAUT2-modellen til å kun benytte moderatorene alder og erfaring, samt variablene resultatforventning (PE), forventet innsats (EE), tilretteleggende forhold (FC), hedonisk motivasjon (HM) og atferdsintensjon (BI). Dette er fordi UTAUT2-modellen er kompleks og strekker seg lenger enn avhandlingens formål. Det tillegges derimot én ekstra variabel med navn kundetilfredshet for å tydeliggjøre redegjørelsen av forskningsspørsmål 4.

Spørreundersøkelsen ble gjennomført elektronisk gjennom IKEAs samarbeidsavtale med surveyleverandøren Surveygizmo. Kunder fikk tilbud om å utføre spørreundersøkelsen etter endt samtale med chatboten. I tillegg ble spørreundersøkelsen publisert på nettsiden til IKEA under webområdet «gi tilbakemelding». Det er ikke mulig å oppspore respondentene fordi det ikke ble samlet inn sensitive personopplysninger. Spørreundersøkelsen er dermed anonymisert.

4.3.2 Utvalget til den kvantitative spørreundersøkelsen

Målutvalget til den kvantitative spørreundersøkelsen er avgrenset og består av kunder over 18 år som har vist interesse for IKEAs chatbot (Saunders, Lewis, & Thornhill, 2012).

Aldersgruppen er fordelt inn i følgende kategorier: 18 – 30 år, 30 – 59 år og over 60 år.

Implementeringen av chatboten er avgrenset på et nasjonalt nivå og spørreundersøkelsen er derfor kun utført i Norge.

Utvalget ble utført som et sannsynlighetsutvalg fordi alle kunder som benyttet seg av chatboten fikk muligheten til å fullføre spørreundersøkelsen. Utvalget er dermed tilfeldig og

sannsynligheten kan kalkuleres for om en kunde velger å svare på undersøkelsen eller ikke. Et sannsynlighetsutvalg gjør det også mulig å svare på forskningsspørsmål og estimere statistisk karakteristikk som utvalget representerer (Saunders, Lewis, & Thornhill, 2012).

IKEAs kunder representerer alle klasser i samfunnet og utvalget er dermed sannsynligvis heterogent. Et heterogent utvalg krever et høyt antall respondenter til å kunne måle deres meninger på en pålitelig måte (Saunders, Lewis, & Thornhill, 2012). Spørreundersøkelsen ble besvart av 131 respondenter. 5 700 kunder benyttet seg av chatboten i masteroppgavens avgrensede tidsrom, og resultatet av spørreundersøkelsen representerer 2,3 % av de som benyttet chatboten.

4.3.3 Designet til den kvantitative spørreundersøkelsen

Spørreundersøkelsen inneholder ferdig definerte svar som respondenter kan huke av på og er derfor høyt strukturert. Svaralternativene er basert på *Likert-stil*¹⁷ rangeringsskala, som tillater respondenter til å indikere graden av uenighet eller enighet i en påstand. Dette gir tolkbar og analyserbar data (Saunders, Lewis, & Thornhill, 2012).

Det er et utbredt synspunkt på at lange spørreundersøkelser gir lavere respondenter enn korte spørreundersøkelser (Wooldridge, 2012). Det er derfor konstruert ni spørsmål i spørreundersøkelsen, ett spørsmål for hver av de seks variablene (PE, EE, FC, CS, HM, BI) og de to moderatorene (alder og erfaring). Variablene i UTAUT2-modellen er relativt utbredt og har til hensikt å fange opp flere indikasjoner. Et begrenset antall med spørsmål anses derfor som akseptabelt for å redegjøre forskningsspørsmål 4.

I UTAUT2-modellen knyttes moderatorene alder og erfaring til variabelen atferdsintensjon (Venkatesh & Davis, 2000). Spørsmål 1 har til hensikt å kartlegge respondentenes alder. Spørsmål 2 og 3 handler om respondentenes erfaringer knyttet til chatbot. En logisk funksjon ble tillagt for å fjerne spørsmål 3 for de respondenter som ikke hadde brukt chatbot tidligere.

Kunder kontakter kundeservice hovedsakelig for å få løst sine kundeforhold. På bakgrunn av denne antakelsen, undersøker spørsmål 4 chatbotens løsningsgrad på kundens henvendelse. Dette spørsmålet knyttes til variabelen resultatforventning.

I kapittel 2.2.2 informeres det om at en undersøkelse fra Gartner viser at chatboter operer mer effektivt enn tradisjonelle kundeservicekanaler. Dette bidrar til økt

¹⁷ Likert stil = Likert style

kundetilfredshet. Spørsmål 5 handler derfor om hvorvidt chatboten svarer raskere enn tradisjonelle kundeservicekanaler, som referer til variabelen kundetilfredshet.

Spørsmål 6 svarer til variabelen forventet innsats og har til hensikt å fange opp hvor enkelt kunder betrakter bruken av chatbot, fordi tidligere teori forklarer at enkle og intuitive applikasjoner kan bidra til gode brukeropplevelser. Samme teorigrunnlag benyttes i spørsmål 7, men stiller spørsmålet om hvor enkelt det var å finne fram til chatboten. Dette spørsmålet viser til variabelen tilretteleggende forhold.

I følge UTAUT2-modellen har variabelen hedonisk motivasjon en viktig rolle i bruken av ny teknologi. Spørsmål 8 stiller derfor spørsmålet om hvilken grad chatboten oppleves som fascinerende.

Spørsmål 9 handler om sannsynligheten for at kunden vil benytte seg av chatbot i kundeservicesammenheng. Hensikten er å fange opp indikasjoner på om kunder vil bruke chatbot i framtiden. Dette spørsmålet representerer variabelen atferdsintensjon i UTAUT2-modellen.

4.3.4 Kvalitativt semi – strukturert intervju

Fire kvalitative semi–strukturerte intervjuer ble gjennomført med sentrale personer i pilotprosjektet og i chatbotbransjen. Disse består av to informanter fra prosjektgruppen til IKEA, en informant fra Boost Ai, en informant fra NetNordic og en informant fra Kantar. Intervjuene ble utformet etter rådene til Saunders, Lewis & Thornhill (2012, s. 388-431). Det ble utviklet ulike intervjuguider i forhold til informantenes roller.

Begge informantene fra IKEA fikk de samme spørsmålene som omhandlet før-, under-, og etter implementeringen av chatboten. Denne inndelingen gjenspeiler tredelingen av forskningsspørsmålene for å innhente mest mulig informasjon og synspunkter for videre redegjørelse av forskningsspørsmålene.

Intervjuene til informantene fra Boost Ai og NetNordic ble inndelt følgende: spørsmål om selskapets segment, generelle spørsmål om chatbot, spørsmål om IKEA og detaljhandel. Til tross for samme inndeling, er spørsmålene ulike for Boost Ai og NetNordic fordi de operer ulikt og har ulike roller i prosjektet.

Kantar har de seneste årene samlet inn data og utført analyser om chatboter på tvers av bransjer i Norge. Intervjuet med Kantar ble derfor inndelt følgende: bakgrunnsinformasjon

om de ulike markedsundersøkelsene, funn fra markedsundersøkelser og generelle spørsmål om chatbot.

Inndelingen og spørsmålene til både Boost Ai, NetNordic og Kantar har til hensikt å samle inn mest mulig informasjon omkring chatbot og annen verdifull innsikt fra eksterne aktører som ikke er direkte tilknyttet IKEA. Intervjuene ble gjennomført med åpen dialog og fri flyt. Det var også mulighet til å stille oppfølgingsspørsmål for nærmere utdypninger og avklaringer. På grunn av de strenge tiltakene opprettet av norske myndigheter i forbindelse med Covid-19 pandemien, ble intervjuene gjennomført gjennom videokonferanser på Microsoft Teams. Til tross for dette, ble det samlet inn mye informasjon fra de ulike informantene.

4.3.5 Utvalget til de kvalitative intervjuene

Et utvalg er ikke-tilfeldig når sannsynligheten for at en kandidat blir trukket fra den totale populasjonen er ukjent (Saunders, Lewis, & Thornhill, 2012). I tillegg er målet å finne et utvalg som har de ønskede kvalitetene til masteroppgavens formål (Thomas, 2016). Informantene ble derfor valgt gjennom en målrettet og ikke-tilfeldig¹⁸ metode.

Informanter
Prosjektleder hos IKEA
Prosjektmedarbeider hos IKEA
Konsulent hos KANTAR
Konsulent hos Netnordic
Selger i Boost Ai

Tabell 1: Informantenes rolle

4.4 Dataanalyse

Dataanalyse handler om å trekke ut det essensielle for å skape forståelse av den innsamlede dataen. I dette kapitlet forklares de ulike teknikkene som brukes for å ekstrahere forståelsen fra det innsamlede kvalitative- og kvantitative datagrunnlaget.

¹⁸ ikke-tilfeldig = non-probability

4.4.1 Bearbeidelse av kvalitative intervjuer

Etter samtykke fra informantene ble intervjuene gjennomført med lydopptak for å sikre at all informasjon ble gjengitt og oppfattet på korrekt måte. Da det ble gjennomført semi-strukturerte intervjuer, var transkribering nødvendig for å analysere informasjonen på en hensiktsmessig måte. Det ble oppfattet som mest fordelaktig å klargjøre intervjuene til tekstform, da det er enklere å bearbeide de innsamlede materialene. I tillegg kan gjennomgangen av informasjonen utføres i eget tempo. Det er også enklere å sortere og kategorisere data, spesielt med tanke på hvor mye informasjon de ulike informantene utgav. Intervjumaterialene utgjør tilsammen 54 sider etter transkribering. Lydfilene ble slettet etter gjennomføring av transkriberingen.

Det transkriberte materialet ble gjennomgått individuelt hvor interessante funn ble fremhevet. Deretter ble en felles diskusjon av de fremhevede funnene gjennomført samt en sammenlikning av hverandres resonnementer. Dette bidro til en grundigere gjennomgang hvor flere synpunkter og tanker ble fremhevet. Etter en felles enighet om hvilke punkter som anses som viktig i forhold til forskningsspørsmålene, ble det transkriberte materialet gjennomgått på nytt for å sikre at viktig informasjon ikke hadde blitt utelatt.

4.4.2 Bearbeidelse av kvantitativ spørreundersøkelse

Det ble utarbeidet en regresjonsmodell fra det kvantitative datamaterialet for å redegjøre hvilke faktorer som påvirker kunder av IKEA til å bruke chatbot. Den kvantitative spørreundersøkelsen ble gjennomført av totalt 127 respondenter. Det eksisterer ingen svakheter knyttet til mangelfulle observasjoner fordi alle respondenter fullførte hele spørreundersøkelsen.

Datamaterialet som ble mottatt av IKEA var i tekstformat og dette muliggjør ikke statistiske beregninger. Dataen ble derfor først rensert og visualisert i programmet R studio, som er et integrert utviklingsmiljø for programmeringsspråket R. Datamaterialet ble mottatt i filformatet *Comma Separated Value* (CSV), hvor første rad inneholdt de ni spørsmålene samt en *id* som ble tildelt hver respondent. Alle verdier i tekstformat ble omgjort til et numerisk format for å utføre en regresjonsmodellering.

```
"Response ID", "Hvor gammel er du?", "Har du brukt chatbot tidligere?", "Se bort i fra opplevelsen du nettopp har hatt med chatbotten fra IKEA. Basert på dine tidligere erfaringer med chatbotter, hvor tilfreds er du med bruken av chatbot generelt? ", "I hvilken grad klarte IKEA chatbotten å løse
```

Figur 20: Illustrasjon av første rad i datasettet

```
"4", "Under 30", "Nei", "", "I svært liten grad", "Uenig", "Noeytral", "Enig", "Uenig", "Noeytral"
```

Figur 21: Eksempel på observasjon i datasettet

Datasettet ble omgjort til en dataramme¹⁹ som er en liste med faktorer, vektorer og matriser som har samme antall rader for hver kolonne (Goel, 2017). Datarammen gir fleksibel mulighet til å behandle ulike datatyper. Shaffer (2011, s. 8) forklarer at en datatype er data som henger sammen med en samling av operasjoner som muliggjør beregninger. For eksempel vil et heltall være en del av datatypen for heltall og en boolsk verdi vil tilhøre datatypen boolean. Funksjonen *lapply* ble benyttet for å endre tekstverdier til numeriske tall i henhold til Likert's fempoengskala.

```
test <- data.frame(lapply(data, function(x){  
  gsub("Svært uenig",1, x)  
}))
```

Figur 22: Funksjon *lapply* for omgjøring fra tekstformat til numerisk format i Rstudio

4. I hvilken grad er du enig eller uenig med følgende påstanden: Jeg opplever at IKEA Chatbotten svarer på mine spørsmål raskere enn om jeg skulle kontaktet kundeservicesenteret.

Svært uenig	Uenig	Nøytral	Enig	Svært enig
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
1	2	3	4	5

Figur 23: Svaralternativer omgjort til numeriske verdier i henhold til Likert's skala, ref. egenutviklet

¹⁹ Dataramme = Data frame

Svaralternativer som inneholder kvalitativ informasjon, ble omgjort til kvantitativ data. Kvalitative faktorer forekommer ofte i form av binær (boolsk) informasjon og ble derfor transformert til dummyvariabler (Wooldridge, 2012). I spørreundersøkelsen svarte respondentene på to spørsmål som var av kvalitativ karakter.

1. Hvor gammel er du?

- Under 30
- 30-59
- Over 60

Figur 24: Kvalitativ spørsmål 1 fra spørreundersøkelsen

2. Har du brukt chatbot tidligere?

- Ja, mer enn 5 ganger
- Ja, mellom 2-5 ganger
- Ja, men kun 1 gang
- Nei

Figur 25: Kvalitativ spørsmål 2 fra spørreundersøkelsen

Omgjøringen ble utført gjennom pakken *FastDummies* i R, som lager nye kolonner med dummyvariabler fra kolonner som inneholder kategoriske variabler (Kaplan, 2020). Funksjonen *FastDummies* ble brukt for å automatisk utelate en dummyvariabel for hver av forklaringsvariablene. Dette forhindrer dummyvariabler til å oppstå som en eksakt lineær kombinasjon (Sucarrat, 2016).

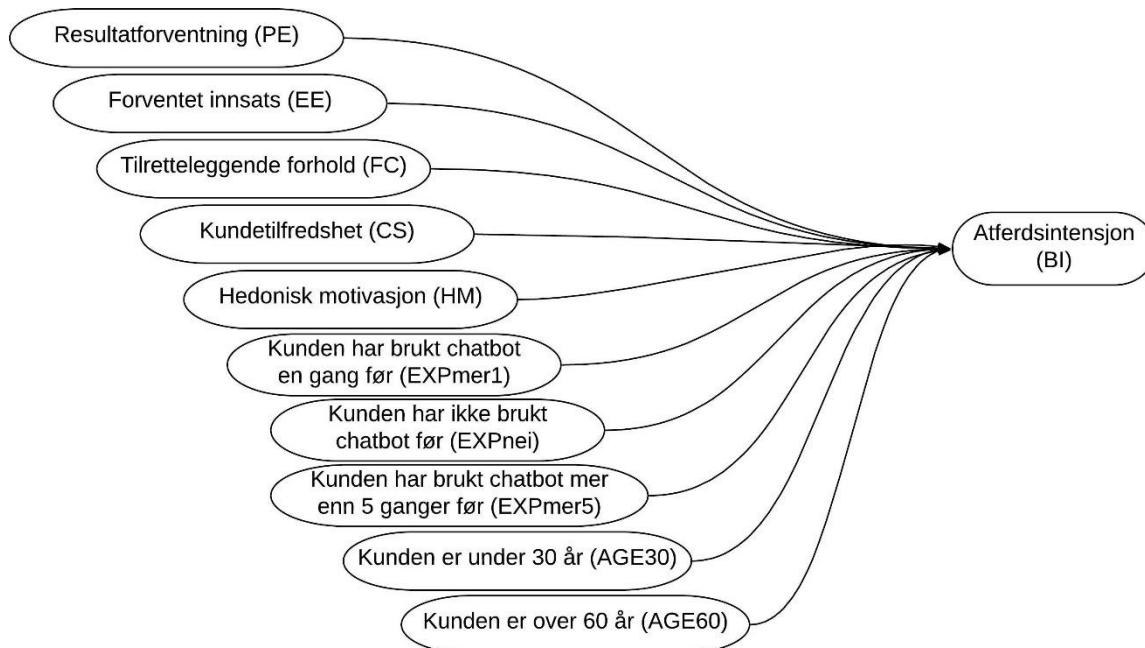
4.4.3 Regresjonsmodellen

En multippel lineær regresjon basert på minste kvadraters metode (MKM)²⁰ ble gjennomført med R-funksjonen *Linear Model (lm)*. Pakkene *FastDummies*, *dplyr*, *corrplot*, *ggplot2*, *broom* og *car* ble benyttet for å utarbeide regresjonsmodellen. Forskningsmodellen bygger på UTAUT2-modell, men på grunn av kompleksiteten til sammenhengen mellom moderatorene og variablene, defineres moderatorene som uavhengige variabler. Fem dummyvariabler blir benyttet fordi MKM begrenser muligheten til å trekke sammenhenger mellom moderatorer, uavhengige variabler og den avhengige variabelen. Dummyvariablene erstatter begge moderatorene fordi moderatorene gjenspeiler kvaliteter som en kunde enten har eller ikke har. I kapittel 4.5 redegjøres grunnlaget for forskningsmodellen.

²⁰ Minste kvadraters metode = Ordinary Least Squares

4.5 Multippel lineær regresjonsmodell basert på UTAUT2

I dette kapitlet redegjøres grunnlaget for den endelige forskningsmodellen. Ti ulike forskningshypoteser formuleres med den hensikten om å besvare forskningsspørsmål 4.



Figur 26: Illustrasjon av forskningsmodellens uavhengige variabler og den avhengige variabelen, ref. egenutviklet

$$BI = \beta_0 + \beta_1 PE + \beta_2 EE + \beta_3 FC + \beta_4 CS + \beta_5 HM + \beta_6 D1_{EXPmer1} + \beta_7 D2_{EXPmer5} + \beta_8 D3_{EXPnei} + \beta_9 D4_{AGE60} + \beta_{10} D4_{AGE30} + \epsilon_i$$

Den første variabelen i forskningsmodellen er resultatforventning og har i tidligere forskning bidratt som en god predikasjon rettet mot kunders atferdsintensjon. Variabelen karakteriseres som fundamental både i UTAUT- og UTAUT2-modellene (Venkatesh, Thong, & Xu, 2012) og følgende forskningshypotese formuleres:

Forskningshypotese 1: *Resultatforventningen til kunden har en positiv effekt på kundens atferdsintensjon.*

Den andre variabelen i forskningsmodellen er forventet innsats. I følge UTAUT2-modellen har forventet innsats en signifikant virkning på kundenes oppfatninger om brukervennligheten til ny teknologi. Brukervennlighet har dermed en påvirkning på om kunder ønsker å bruke teknologien (atferdsintensjon). Denne sterke relasjonen vises også i modellen TAM, som er den opprinnelige teknologiakseptmodellen (Davis, Bagozzi, & Warshaw, 1989; Venkatesh, Thong & Xu, 2012). På grunnlag av dette, formuleres følgende hypotese:

Forskningshypotese 2: *Kundens forventede innsats vedrørende bruken av chatbot har en positiv effekt på kundens atferdsintensjon.*

Den tredje variabelen er tilretteleggende forhold og i denne sammenhengen knyttes variabelen til hvorvidt IKEAs chatbot er enkel å finne fram til. På bakgrunn av dette formuleres følgende forskningshypotese:

Forskningshypotese 3: *En lett tilgjengelig chatbot har en positiv effekt på kundens atferdsintensjon.*

Den fjerde variabelen er kundetilfredshet. Chatbot er en relativ ny kommunikasjonskanal for kunder, spesielt innenfor detaljhandel. På bakgrunn av tidligere teori om kundeservice som viser til at kunder forventer raskere svar i kundeservicesammenheng, formuleres følgende forskningshypotese:

Forskningshypotese 4: *Høy kundetilfredshet oppnådd på grunn av rask respons fra chatboten, har en positiv påvirkning på kundens atferdsintensjon.*

Den femte variabelen heter hedonisk motivasjon og har til hensikt å fange opp kundenes emosjonelle tilknytning til bruken av ny teknologi. I følge UTAUT2-modellen vil kunder som opplever høy hedonisk motivasjon øke sannsynligheten for at kunder bruker teknologien igjen. Følgende forskningshypotese formuleres:

Forskningshypotese 5: *Hedonisk motivasjon har en positiv effekt på kundens atferdsintensjon.*

Den sjette og syvende variabelen handler om alder og som tidligere nevnt, defineres alder som en dummyvariabel. Alder har ikke en direkte signifikant påvirkning på kundens atferdsintensjon i hverken UTAUT- og UTAUT2-modellen. Spørreundersøkelsen fra selskapene Chatbot Magazine og Wiseline som presenteres i kapittel 2.2.2 indikerer at yngre mennesker er mer åpne for bruken av chatbot. Yngre mennesker har ofte større forståelse på hvordan nye applikasjoner fungerer. Da IKEAs kunder representerer alle aldre, formuleres to forskningshypoteser:

Forskningshypotese 6: *Dersom kunden er over 60 år, viser dette til en negativ effekt på kundens atferdsintensjon.*

Forskningshypotese 7: *Dersom kunden er under 30 år, viser dette til en positiv effekt på kundens atferdsintensjon*

Den åttende, niende og den tiende variabelen handler om erfaring, som også defineres som dummyvariabel. Erfaring er en moderator i UTAUT og UTAUT2 og det er ønskelig å undersøke om denne moderatoren har en effekt på kundens atferdsintensjon mot chatbot. Det antas derfor at tidligere erfaring med chatbot påvirker kundens atferdsintensjon. Følgende to forskningshypoteser formuleres:

Forskningshypotese 8: *Hvis kunden ikke har benyttet en chatbot tidligere, har dette en negativ påvirkning på kundens atferdsintensjon.*

Forskningshypotese 9: *Hvis kunden har benyttet seg av en chatbot én gang før, har dette en positiv påvirkning på kundens atferdsintensjon.*

Videre antas det at kunder med erfaring med chatbot er vant til å bruke denne teknologien. Desto mer erfaring kunder har med chatbot, jo høyere sannsynlighet er det til at kunder benytter IKEAs chatbot. Følgende forskningshypotese formuleres:

Forskningshypotese 10: Dersom kunden har benyttet seg av en chatbot mer enn 5 ganger tidligere, har dette en positiv påvirkning på kundens atferdsintensjon.

Variabel	Variabelnavn	Beskrivelse
Atferdsintensjon (avhengig)	BI	Forklarer i hvilken stor grad kunden kommer til å benytte IKEAs chatbot
Resultatforventning (uavhengig)	PE	Forklarer i hvilken grad en kunde oppfatter at chatboten løser deres henvendelse(r)
Forventet innsats (uavhengig)	EE	Forklarer i hvilken grad kunden opplever chatboten som enkel å bruke
Tilretteleggende forhold (uavhengig)	FC	Forklarer i hvilken grad kunden opplever at det er enkelt å finne fram til chatboten
Kundetilfredshet (uavhengig)	CS	Forklarer i hvilken grad kunden opplever chatboten mer effektiv enn tradisjonell kundeservice
Hedonisk motivasjon (uavhengig)	HM	Forklarer i hvilken grad kunden opplever chatboten som fascinerende
Tidligere erfaring med chatbot: Kunden har brukt chatbot kun en gang før (uavhengig)	D1 _{EXPmer1}	Dummyvariabel som indikerer om kunden har brukt chatbot kun én gang tidligere
Tidligere erfaring med chatbot: Kunden har brukt chatbot mer enn 5 ganger før (uavhengig)	D2 _{EXPmer5}	Dummyvariabel som indikerer om kunden har brukt chatbot mer enn 5 ganger tidligere
Tidligere erfaring med chatbot: Kunden har ikke brukt chatbot før (uavhengig)	D3 _{EXPNei}	Dummyvariabel som indikerer om kunden ikke har brukt chatbot tidligere
Alder: Kunden er over 60 år (uavhengig)	D4 _{AGE60+}	Dummyvariabel som indikerer om kunden er eldre enn 60 år
Alder: Kunden er under 30 år (uavhengig)	D5 _{AGE30}	Dummyvariabel som indikerer om kunden er under 30 år gammel

Tabell 2: Beskrivelse av forskningsmodellens variabler

4.6 Forskningskvalitet

Begrepene validitet og reliabilitet benyttes som kriterier for drøfting av forskningskvalitet i kvalitativ- og kvantitativ metode (Gripsrud, Olsson, & Silkoset, 2016). Videre diskuteres kvaliteten på det innsamlede datamaterialet.

4.6.1 Validitet – gyldighet

Validitet handler om i hvilken grad resultatene fra en studie er gyldige. Validitet defineres som «*hensiktsmessigheten med det som måles, nøyaktigheten med resultatene fra analysen og hvorvidt funnene kan generaliseres*» (Saunders, Lewis & Thornhill, 2012, s.202), altså hvor godt det valgte måleinstrumentet måler det den er konstruert til å måle. Måleinstrumentet i den kvalitative delen er dybdeintervjuer og sekundærdata. Dybdeintervjuene består av personlige samtaler med varighet på omtrentlig 1 ½ time hver, hvor informantene snakket fritt med mulighet til oppfølgings- og oppklaringsspørsmål. Det ble dermed samlet inn tilstrekkelig med datamateriale til å beskrive konteksten i detalj. I tillegg minimeres eventuelle misforståelser og feiltolkninger som begrenser muligheten for systematiske og tilfeldige feil.

Metodetriangulering har blitt benyttet for å sikre gyldighet. Dette innebærer søk etter likheter mellom flere ulike kilder. I denne masteroppgaven benyttes ulike typer for triangulering, som eksempelvis kvalitative datakilder (dokumenter, intervjuer og teorier), for å utgi en utfyllende casebeskrivelse.

Måleinstrumentet i den kvantitative delen er spørreundersøkelsen. Spørreundersøkelsen tar grunnlag i UTAUT2-modellen som er spesielt utviklet for å undersøke kundenes teknologiaksept og som relateres direkte til forskningsspørsmål 4. Derimot benytter UTAUT2-modellen *delvis minste kvadraters metode*²¹ for å identifisere hvilke variabler som er signifikante og bygger på et datagrunnlag med 4 127 respondenter. Dette gir muligheten til å sette opp komplekse modeller med flere moderatorer (Chin, Marcolin, & Newsted, 2003). Spørreundersøkelsen til denne masteroppgaven var kun tilgjengelig fra 05.03.2020 til 16.04.2020 og dette tidsvinduet begrenset dermed muligheten til å samle inn flere svar. I tillegg kan mulige respondenter ha unnlatt å svare på

²¹ Delvis minste kvadraters metode = Partial Least squares, PLS

spørreundersøkelsen fordi det ikke er et direkte insentiv forbundet til å gjennomføre undersøkelsen. Det ble derfor benyttet MKM istedenfor delvis minste kvadraters metode. Forutsetningene under Gauss Markov ble benyttet for å forsikre om at regresjonsmodellen oppfylte BLUE (Best Linear Unbiased Estimator) (se vedlegg).

En annen begrensning tilknyttet spørreundersøkelsen er mangelen på informasjon vedrørende demografi, kjønn og alder, som kan bidra til å forklare spørreundersøkelsens hensikt enda dypere. Denne begrensningen eksisterer på grunn av IKEAs egne retningslinjer om personvern.

4.6.2 Reliabilitet – pålitelighet

Reliabilitet handler om i hvilken grad en studie kan etterprøves. Pålitelighet defineres som følgende: «Dersom en forsker er i stand til å gjenskape et tidligere forskningsdesign med samme resultat, vil forskningen karakteriseres som pålitelig» (Saunders, Lewis & Thornhill, 2012, s.202). Det er flere faktorer som kan påvirke påliteligheten til denne masteroppgaven. I den kvalitative delen, representerer informantene viktige roller omkring chatbot og kan dermed bidra til å gi økt kunnskap om implementering av chatbot i detaljhandel. Det er tilfeller hvor respondentenes svar er basert på egne synspunkter og meninger. Likevel anses informantene som viktige og pålitelige kilder, fordi de representerer ekspertise og erfaringer som gjenspeiler flere aktører i både detalj- og chatbotbransjen. Videre ble alle intervjuer transkribert ordrett for å sikre korrekt gjentakelse av uttalelsene til respondentene. Alle intervjuer og datamateriell ble dokumentert skriftlig og muliggjør gjennomgang av resultatene i ettertid.

En potensiell svakhet med det kvalitative datamaterialet er at respondentene kan muligens ha holdt igjen informasjon på grunn av mangelen på tillitt. Hver informant fikk derfor tilsendt informasjon om masteravhandlingens formål og fremgangsmetode i forkant av intervjuet. I tillegg startet hvert intervju med informasjon om oppbevaring av datainnsamling og signering av samtykkeskjema. En annen potensiell svakhet er dersom respondentene har svart på spørsmålene etter hva de tror vi vil høre og hva de tenker er sosialt akseptabelt.

I den kvantitative delen er det sannsynlig at enkelte respondenter har misforstått spørsmålene og dermed avgitt svar som nødvendigvis ikke fanger intensjonene med spørsmålene. Spørsmålene i spørreundersøkelsen ble derfor formulert konsist med korte setninger og enkle svaralternativer. I tillegg inneholdt spørreundersøkelsen ni spørsmål som

omtrentlig tar fem minutter å gjennomføre, for å unngå at respondentene skynder seg gjennom spørsmålene uten å tenke seg grundig om.

5. Funn og analyse

I dette kapitlet presenteres funnene fra de kvalitative og kvantitative datamaterialene. Kapitlet deles inn i tre ulike stadier som gjenspeiler den samme tredelingen av forskningsspørsmålene. Delkapittel 5.1 presenterer funn som handler om automatiseringsbehov i IKEAs kundeservice og har til hensikt å svare på forskningsspørsmål 1. Delkapittel 5.2 handler om konstruksjonen av IKEAs chatbot og har til hensikt å besvare forskningsspørsmål 2. Delkapittel 5.3 presenterer funn om effektene etter implementeringen av IKEAs chatbot og belyser forskningsspørsmål 3 og 4. Det kvantitative datamaterialet presenteres i delkapittel 5.3.3.

5.1 Funn og analyse av automatiseringsbehov i IKEAs kundeservice

Forskningsspørsmål 1 har til hensikt å identifisere automatiseringsbehov av en chatbot i IKEAs kundeservice. IKEA har identifisert flere faktorer for å begrunne deres behov for digitalisering av kundeservice. Dette framkommer fra det kvalitative datagrunnlaget. Faktorene peker hovedsakelig på tre årsaker som er presentert i tabell 3.

Hovedårsaker til digitaliseringsbehovet av IKEAs kundeservice	Faktorer som IKEA opplever
Kundenes forventninger	Økt ønske om døgntilgjengelighet, samt skille mellom økt service og raskt svar på kundeforhør
Økt kontaktvolum	Markant økning i antall kontakter, særlig på grunn av skiftet til tjenestebasert varehandel. Større risiko for at feil kan oppstå og derav misfornøyde kunder
Kompetanseheving	IKEA globalt vil lansere chatbot innen kort tid, samt klargjøre organisasjonen til bruk av en teknologi som antas vil representere fremtidens kundeservice

Tabell 3: Årsaker til digitaliseringsbehov i kundeservicesenter hos IKEA

5.1.1 Kundenes forventninger

Den første hovedårsaken handler om forventningene til kundene. Kunder av IKEA ønsker økt service på sine henvendelser, samt at enkle og konkrete henvendelser skal besvares raskt.

IKEA opplever at detaljhandelsbransjen utvikler seg i en retning fra manuelle henvendelser til mer tjenestebasert detaljhandel. Tjenestebasert detaljhandel handler om økt service, hvor kunder forventer mer ytelse av IKEA. Dette kan eksemplifiseres med at kunder ikke lenger forventer at varer kun blir levert på døra. De forventer i tillegg at varene monteres og at gamle varer, papp og emballasje blir returnert til gjenvinning. Sammenlignet med manuelle henvendelser skaper tjenestebasert detaljhandel flere hendelser i kundereisen. Dette fører til mer involvering av kundeservicemedarbeidere og derav økt service.

Enkle og konkrete henvendelser beskrives som mekaniske henvendelser og krever lite av kundeservicemedarbeidere på grunn av enkle og standardiserte svar. Sammenlignet med servicerelaterte kundehenvendelser som gir muligheten for å bygge økt tillit ovenfor kunder og mersalg, skaper ikke mekaniske kontakter nødvendigvis økt verdi fordi de forblir standardiserte. Sitat prosjektleder: «Vi ser at noen kontakter har en verdi hvor vi gjennom prat kan selge mer eller bygge mer tillit, mens andre ting er mer mekanisk (standardisert) som eksempelvis «vi vil ha varene på tirsdag istedenfor på fredag».

To hovedskiller i IKEAs kundehenvendelser	
Servicerelaterte kundehenvendelser	Mekaniske henvendelser
«Jeg trenger hjelp til å sette sammen et kjøkken»	«Når ankommer ordren min?»
«Trenger instruksjonsmanualen for en sofa jeg kjøpte for 11 år siden»	«Hei, hva er åpningstidene for IKEA Slependen?»
«Min ett år gamle benkeplate har hvite flekker. Hvordan løser vi dette?»	«Er det automatgir på leiebilen?»
«Bring har knekt kjøkkenbordet mitt. Kan dere sende nytt bord i morgen?»	«Stenges varehusene på grunn av Covid-19?»

Tabell 4: Eksempler på servicerelaterte- og mekaniske henvendelser

Mange av de mekaniske henvendelsene kan besvares ved at kunder benytter IKEAs nettsider, og IKEA opplever at kunder ofte søker på nett før de kontakter kundeservice. Likevel opplever mange kunder at de ikke finner svar raskt nok. Kunder har en større forventning om at mekaniske henvendelser skal besvares raskt. Dette krever døgntilgjengelig tilgjengelighet, og disse forventningene har ikke IKEA klart å innfri. Tankegangen om selvhjelp, hvor kunder finner svar på sine henvendelser på egenhånd, ønsker IKEA å utnytte mer av.

IKEA opplever at flere aktører i ulike bransjer implementerer chatbot i deres kundeservice som en løsning for å etterkomme kundenes forventninger. I tillegg nevnes begrepet chatbot i mange kundeserviceseminarer. Markedsundersøkelsene fra Kantar viser at bank- og forsikringsbransjen benytter chatbot i større grad enn andre bransjer, og at det eksisterer få eksempler på bruken av chatbot i detaljhandel. Sitat informant Kantar: «Det er en forventning om at du har en chatbot om du operer i bankbransjen». Kantar opplever derimot en økende interesse for chatbot i detaljhandel, som også blir bekreftet av både Boost

Ai og NetNordic. Sitat NetNordic «Vi inngikk nylig kontrakt med en stor aktør innenfor detaljbransjen fra Sørlandet som skal bruke Boost».

På bakgrunn av forventningen om rask respons som skaper behov for døgnkontinuerlig tilgjengelighet, samt tankegangen om selvhjelp, ble chatbot vurdert som en mulig løsning for å innfri disse forventningene.

5.1.2 Økt kontaktvolum

På grunn av skiftet til tjenestebasert detaljhandel, har IKEAs kundeservice de seneste årene opplevd en markant økning i antall kontakter, altså hvor mange kunder som er i kontakt med kundeservice. Dette har ført til lange ventetider fordi IKEA ikke klarer å besvare alle kundehenvendelser raskt nok. IKEAs kundeservice må vokse dobbelt så stort for å håndtere den store økningen i kontakter.

Kundeservicekanal	Max ventetid
Telefon	Opptil 30 minutter
Epost	Opptil 1 måned
Chat	Opptil 20 minutter

Tabell 5: Maks ventetid på IKEAs kundeservicekanaler

IKEA har utført beregninger på antall kontakter som skaper merverdi og antall kontakter som ikke skaper merverdi. Et forholdstall benyttes for å differensiere denne forskjellen. IKEA opplever en økning i dette forholdstallet og dette betyr at ikke-verdiskapende kontakter øker mer i forhold til verdiskapende kontakter. Det oppstår dermed et stort behov for å håndtere den store økningen i antall kontakter, da det er omfattende og veldig kostbart å doble kundeservicesenteret i forhold til den eksponentielle veksten i kontaktvolumet. Det store økende kontaktvolumet skaper et automatiseringsbehov i deler av kundeservice. Sitat prosjektleder: «Det handler altså om å ikke få færre kontakter, men heller ikke å få flere kontakter».

5.1.3 Kompetanseheving

I tillegg til hovedårsakene kundens forventinger og økende kontaktvolum, har kompetanseheving om chatbotteknologien fått et overveiende fokus. IKEA Globalt har bestemt og vedtatt at alle IKEA-selskaper på sikt skal implementere chatbot i deres kundeservice. Enkelte IKEA-selskaper i andre land har derfor implementert egne chatboter, men hvorvidt deres chatboter skaper nytte og verdi er ukjent. I tillegg er chatbotteknologien ny for ansatte i IKEA Norge. Intern kompetanseheving om chatbot er derfor nødvendig.

IKEA valgte ikke å benytte eksterne konsulenter i pilotprosjektet. Erfaring om å utføre hele implementeringsprosessen selv, skaper en unik kompetanse internt hos IKEA ved å utføre konstruksjonen selv. Spesielt fordi det eksisterer uvisshet om hvordan det er å arbeide med chatbotteknologi detaljbransjen. Samme resonnement deles av NetNordic: *«Chatbot er spesielt, hvor det kreves av kunder eller partnere å tilpasse hvert enkelt intent for den gitte kunden, da hver kunde og hver bransje er ulike. Det handler om kommunikasjon mot markedet».*

Boost Ai opplever at fremoverlente aktører som setter av tid og viser interesse for chatbotteknologien øker sannsynligheten for en mer vellykket implementering av chatbot. Intern kompetanseheving kan skape en god posisjonering for IKEA gjennom bruken av ny teknologi. IKEA som et selskap ønsker å være frampå i utviklingen av detaljbransjen.

Boost Ai og NetNordic opplever at selskaper implementerer chatbot ulikt i kundeservice. Enkelte selskaper velger å igangsette en helhetlig implementering så raskt som mulig, hvorav andre velger å utarbeide flere testfaser før selve implementeringen, tilsvarende et pilotprosjekt. Informant fra NetNordic mener at det siste alternativet er best egnet for IKEA: *«Det er nok lurt for IKEA å kjøre et pilotprosjekt for å kunne se potensialet og få et innblikk i hva som kreves for å ha en chatbot».*

5.1.4 Hovedfunn: identifisering av automatiseringsbehov i IKEAs kundeservice

På bakgrunn av de presenterte funnene i dette kapitlet, tyder hovedårsakene kundeforventninger om økt service, døgkontinuerlig tilgjengelighet, og økt kontaktvolum som klare identifikatorer for behovet av en chatbot i IKEA. Hovedårsaken kompetanseheving indikerer ikke direkte til behovet for en chatbot, men er et viktig moment for IKEA. IKEA

ønsker å være en fremtidsrettet aktør som utnytter potensialet med ny teknologi. I tillegg nevnes at chatbot er på vei hos både IKEA og andre detaljhandelsaktører.

5.2 Funn og analyse om konstruksjon av chatbot i IKEAs kundeservice

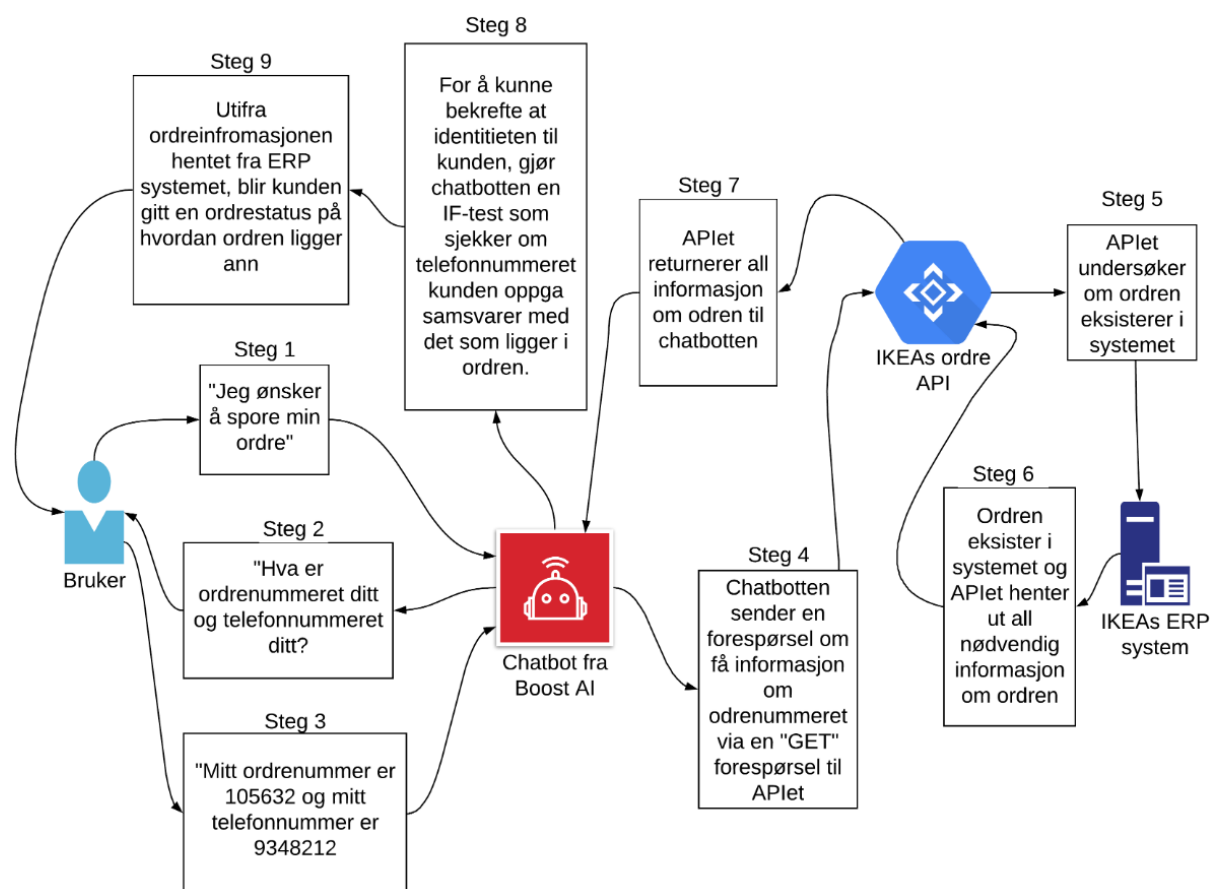
Forskningsspørsmål 2 har til hensikt å identifisere hvilke muligheter og begrensninger som eksisterer i IKEA for implementering av chatbot. Dette kapitlet presenterer funn fra konstruksjonsfasen på grunnlag av det kvalitative datagrunnlaget.

5.2.1 Begrensninger og muligheter med chatbot i IKEAs kundeservice

Kundehenvendelser som faller innenfor kategorien FAQ er en del av det raskt voksende kontaktvolumet til IKEA. FAQ klassifiseres som mekaniske kundehenvendelser hvor kunder forventer rask respons. Formen på FAQ-henvendelser er i tillegg enkle og standardiserte. På bakgrunn av dette, valgte prosjektgruppen til IKEA å konstruere en chatbot til å behandle slike henvendelser. En chatbot kan svare på flere kundehenvendelser samtidig på kun få sekunder og prosjektgruppen ønsket å få unna en del FAQer gjennom chatboten. Sitat prosjektmedarbeider IKEA: «*Vi har mange kundehenvendelser i forhold til ordreoppfølging og generelle spørsmål (FAQ)*».

Konstruksjon av en FAQ-chatbot er relativt lett fordi spørsmål er tilknyttet et standard svar. Prosjektgruppen prøvde derfor å integrere mer komplekse kundehenvendelser som krevde en datatransaksjon, men integrasjoner med andre systemer var veldig krevende. En av utfordringene til IKEA er knyttet til eldre og egenutviklede IT-systemer som vanskeliggjør integreringen av chatbot i kundeservice. I tillegg operer IKEA med en global IT-avdeling som ikke sitter klar til bistand ved behov. Dette førte til utfordringer relatert til API-integrasjoner. På grunn av mangel på dokumentasjon og tilgangsstyring fra den globale IT-avdelingen på hvordan API og dets funksjoner fungerte, ble kun et API relatert til ordrestyring anvendt. Sitat prosjektmedarbeider IKEA: «*enkelte prosesser opplevdes som både tidkrevende og utfordrende på grunn av avhengigheten av at flere systemer og parter må samarbeide sømløst*». Figur 27 er en forenklet oversikt over hvordan løsningen for å spore en ordre gjennomføres og gjenspeiler kompleksiteten av datatransaksjoner som benytter

et API i IKEAs datasystemer. I dette eksempelet er det gitt at alle systemer kommuniserer sømløst.



Figur 27: Illustrasjon av hvordan sporing av ordre fungerer med API-integrasjon

Det eksisterer også utfordringer når chatboten tillegges flere funksjoner fordi tidligere funksjoner predikeres mindre nøyaktig. Sitat prosjektleder IKEA: «Jo mer man bygger ut, jo mer vanskelig blir det, hvor det gamle kanskje slutter å oppføre seg bra fordi man har lagt på nye funksjoner». Denne utfordringen skyldes delvis på grunn av plattformen til Boost Ai som ikke har alle ønskelige funksjoner eller løsninger som egner seg i detaljhandel. Sitat kontakt i Boost Ai: «Vi jobber kontinuerlig for å videreutvikle plattformen og legger til nye funksjoner etter hvert som vi jobber med nye kunder». Til tross for disse utfordringene fikk IKEA bekreftet at det er mulig å integrere hele ordresystemet med chatboten. Dette er et område det knyttes størst potensiale til automatisering, fordi mange kundehenvendelser er ordrelaterte. Muligheten for ordresporing kan derfor bidra til å redusere det økte kontaktvolumet.

IKEA er også avhengig av en del andre tekniske løsninger, som eksempelvis «overføring til agent»²² hvor en kunde blir henvist direkte til en kundeservicemedarbeider av en chatbot. Dette ble ikke integrert som en del av pilotprosjektet til IKEA, fordi det per i dag ikke eksisterer en løsning på dette. Løsningen antas som svært ressurskrevende å utvikle. Til tross for at dette er en eksisterende begrensning i dag, kan en slik løsning på sikt skape større muligheter med en chatbot i kundeservice.

IKEA er en stor aktør i detaljhandel og har muligheten til å sette sammen en prosjektgruppe basert på rådene fra DNB ASA, som er en av de første selskapene i Norge som tok i bruk chatbot i kundeservicesammenheng. Sitat prosjektleder: *«Fikk tips av DNB tidlig at det er en del selskaper som benytter seg av eldre ressurser som sitter på IT avdelingen og som kjenner systemene godt. Men de tipset om at man heller bør ha unge folk med logisk sans, folk som er god på språk, folk som sitter med chat og snakker med kunde på kundeservicesenteret til daglig, samt de som faktisk sitter med kontaktdialog da det er viktig med forståelse i hvordan dialogene arter seg og hvordan de skal være»*. IKEA satt derfor opp en prosjektgruppe bestående av én prosjektleder, én tekstforfatter, to teknologer og to AI-trenere basert på rådene til DNB ASA. Tekstforfatteren har til hensikt å bidra til at chatboten fremstår mer menneskelig, fordi kundeservice preges av en viss type personlighet, vennlighet og tonefall i språket. Informanten fra Kantar understreker også viktigheten med en chatbot som kan fremstilles mer personlig og mindre statisk, sitat: *«Folk savner det personlige aspektet med en chatbot»*. IKEA ønsker å fremstille seg som en folkelig og jordnær bedrift som yter høy grad av service. Det personlige aspektet ble derfor satt mer i fokus ved utarbeidelse av dialogene i chatboten. Muligheten for IKEA til å benytte seg av menneskelige ressurser som kan gjenspeile en tverrfaglig prosjektgruppe eksisterer nødvendigvis ikke i alle organisasjoner.

Videre har IKEA en unik mulighet for å samarbeide med deres egen teknologipartner, NetNordic, som har god kjennskap til IKEAs økosystem. På grunn av at NetNordic har erfaring med implementering av chatbot i kundeservice i andre bransjer, ble problemstillinger som prosjektgruppen ikke tenkte over, løftet fram.

²² Overføring til agent = Handover to agent

5.2.2 Hovedfunn: konstruksjon og implementering av chatbot

Funnene fra konstruksjonsfasen viser at det eksisterer flere muligheter i IKEA for implementering av en chatbot. Både FAQ og ordrerelaterte henvendelser er mulig å integrere i chatboten. IKEA har også mulighet til å sette sammen en diversifisert prosjektgruppe som bidrar til at chatboten både fungerer teknisk og fremstår som kundevennlig. Muligheten til å samarbeide med deres egen teknologipartner antydes som en fordel fordi konstruksjonen og implementering av chatboten kan bli mer vellykket.

Eldre IT-systemer, dårlig koordinasjon med IKEAs globale IT-avdeling og tilganger til APIer begrenser IKEAs mulighet til å skalere chatboten ytterligere med andre type henvendelser. I tillegg er ikke plattformen til Boost Ai alltid egnet for en detaljhandelsaktør, fordi Boost Ai har flest kunder i andre bransjer.

5.3 Funns og analyse av effektene etter implementeringen av chatboten

I dette kapitlet presenteres funn fra det siste stadiet. Forskningsspørsmål 3 handler om effekter etter implementeringen av chatboten, og funnene presenteres i kapittel 5.3.1 på grunnlag av den kvalitative datainnsamlingen. Forskningsspørsmål 4 handler om hvilke faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte chatbot. Disse funnene presenteres i kapittel 5.3.3 basert på det kvantitative datagrunnlaget.

5.3.1 Effekter etter implementeringen av chatbot

Kort tid etter implementeringen av IKEAs chatbot, oppstod Covid-19 pandemien i Norge. Norske myndigheter iverksatte en rekke strenge tiltak for å begrense spredningen av viruset. Etter at tiltakene ble iverksatt, opplevde IKEAs kundeservice en plutselig økning i kontaktvolumet på omtrentlig 40 %. Dette medførte til lange ventetider på samtlige av kundeservicekanalene. For å dempe deler av kontaktvolumet, ble informasjon om Covid-19 integrert i chatboten fordi den svarer raskere enn tradisjonelle kundeservicekanaler. I tillegg behandles flere kundehenvendelser samtidig. Chatboten skapte en positiv effekt ved å redusere deler av det uforutsette kontaktvolumet ved å svare på enkle Covid-19 henvendelser.

Informasjon om Covid-19 ble raskt tillagt samt at endringer i åpningstider ble også raskt endret i chatboten, uten å skape utfordringer for tidligere konstruerte intensjoner.

Prosjektgruppen fikk bekreftet med disse eksemplene, at det ble konstruert gjennomtenkte og gode løsninger for å vedlikeholde og oppdatere chatboten i etterkant av implementeringen. Sitat informant prosjektleder: «*Dette er viktig å tenke på når man skal bygge chatboten da endringer og forbedringer kommer etter implementering*».



Figur 28: Illustrasjon av chatbotens løsning på covid-19, ref IKEAs chatbot

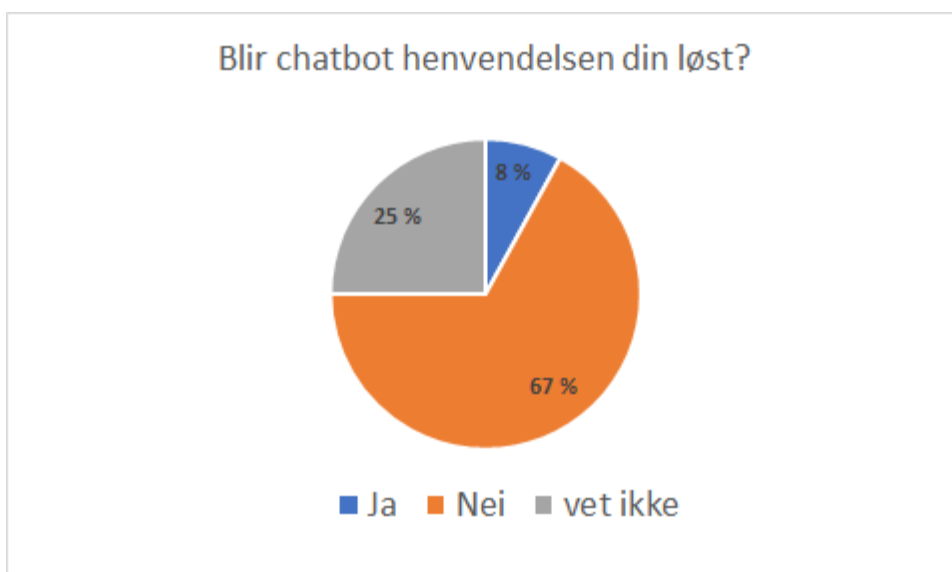
Den største utfordringen i etterkant av implementeringen er knyttet til de konstruerte intensjonene og hva kundehenvendelsene handler om. Etter implementeringen mottar chatboten andre kundehenvendelser enn det som først ble antatt. Dette har ført til at chatboten ofte ikke har klart å predikere riktig, fordi kundehenvendelsene faller utenfor chatbotens domene med intensjoner. Sitat prosjektleder: «*Vi trodde i utgangspunktet at lagersaldo kom til å bli en viktig ting, men det er ingen som spør om dette. Derimot er det en del spørsmål om skruer*».

Videre er det flere utfordringer knyttet til chatbotens prediksjonsevne. Chatboten tror ofte at den har klart å predikere riktig respons med høy konfidens, men i realiteten har den ikke klart å predikere riktig. Et eksempel på dette var da en kunde etterlyste fargen til en vare, men chatboten responderte med å oppgi dens egen favorittfarge.

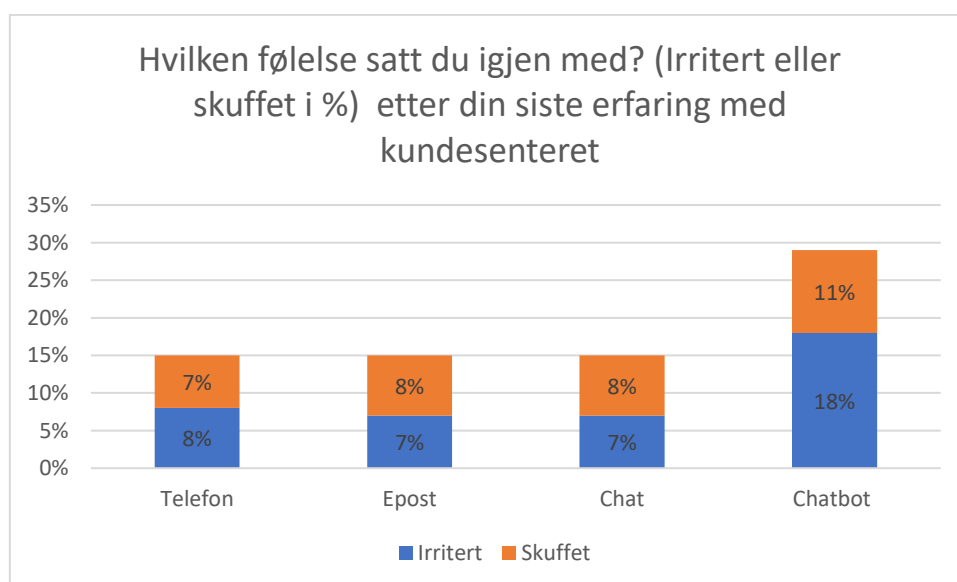


Figur 29: Illustrasjon når IKEAs chatbot misforstår kundehenvendelsen med 97% konfidens, ref IKEAs chatbot

En videre konsekvens av prediksjonsevnen til chatboten er knyttet til kompleksiteten til IKEAs produkter og tjenester. IKEA tilbyr omtrentlig 10 000 ulike varer og hver vare har en mengde med momenter som en kunde kan spørre om. Dette krever enorme mengder med intensjoner, og dette er umulig å få til med en chatbot i dag. Den negative effekten er at kunder forventer at chatboten skal kunne svare på produktspesifikke spørsmål. Problemer knyttet til prediksjonsutfordringer gjelder også andre bransjer. En markedsundersøkelse utført av Kantar med 20 000 respondenter, viser at 67 % av respondentene opplever at chatboter ikke klarer å løse deres henvendelser. Videre viser funnene til Kantar at kunder opplever mer frustrasjon når de ikke får oppklarende svar fra en chatbot sammenlignet med tradisjonelle kundeservicekanaler. Dette skyldes på grunn av forventningen om at chatbot skal kunne klare å svare på alle typer kundehenvendelser.



Figur 30: Kunders opplevde løsningsgrad av en chatbot, ref. Kantar



Figur 31: Illustrasjon av hvilke kundeservicekanaler som skaper mest frustrasjon/irritasjon, ref. Kantar (F.O. Hansen, Personlig kommunikasjon, 21.mars.2020)

En annen konsekvens knyttet til prediksjonsevnen til chatboten er at hver enkelt chatbotsamtale må gjennomgås manuelt for å oppdage eventuelle feil. I tillegg gir kunder sjeldent tilbakemeldinger om hvorvidt chatboten har løst deres henvendelser. Boost Ai og NetNordic anbefaler å sette av faste ressurser som kun benyttes til å vedlikeholde chatboten. Sitat kontakt i Boost Ai: «Vi gjør det veldig tydelig om at det må være minimum 2 som må jobbe 50% med chatboten hele tiden. Man må faktisk oppdatere og jobbe med det». En av de

negative effektene med en chatbot er mengden med tid som benyttes for å manuelt vedlikeholde chatboten.

Til tross for tidkrevende vedlikeholdsarbeid og utfordringer knyttet til prediksjonsevne, skaper enkelte intensjoner positive effekter. Kundehenvendelser som chatboten predikerer riktig, bidrar til å redusere noe av kontaktvolumet til kundeservice. I tillegg operer chatboten døgntilgjengelig, som samsvarer med kundens forventning om raskt svar. Chatbotsamtaler viser også at kunder tilpasser seg chatboten ved å omformulere henvendelsene slik at chatboten forstår kundens intensjon.

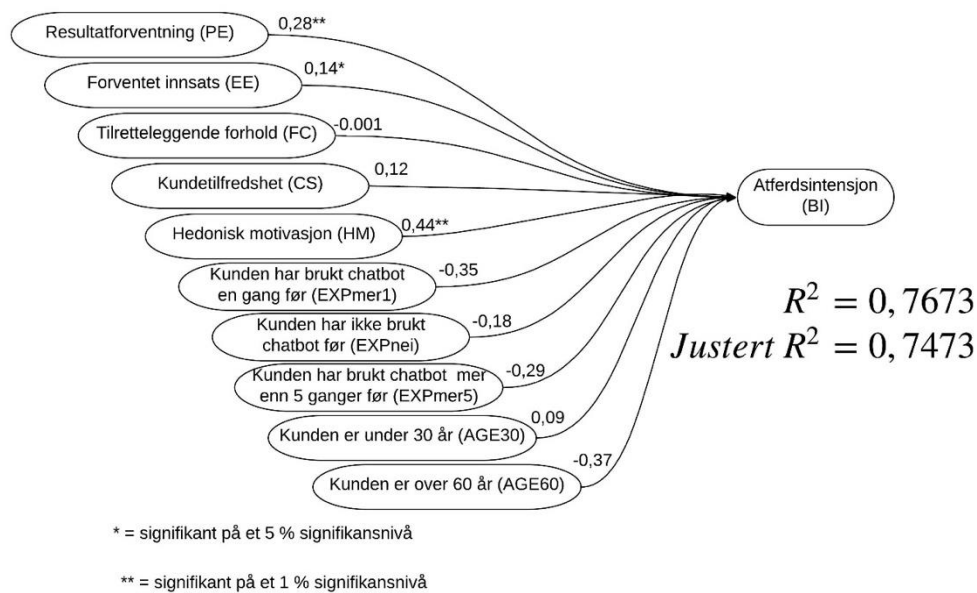
5.3.2 Hovedfunn: effektene etter implementering av chatbot

Hovedfunnene etter implementeringen av chatboten viser at IKEAs kundeservice opplever både negative og positive effekter. Det er utfordrende å forutsi hvilke kundehenvendelser som chatboten vil motta. Dette fører til en negativ effekt ved at chatboten ikke klarer å predikere riktig respons fordi kundehenvendelsene faller utenfor dens domene.

Kompleksiteten knyttet til hvert enkelt produkt og tjeneste i IKEA skaper også en negativ effekt ved at chatboten ikke er i stand til å svare på alle henvendelser som kunder forventer å få svar på. Til tross for utfordringer knyttet til chatbotens prediksjonsevne, eksisterer det også positive effekter. Chatboten bidrar til å redusere noe av kontaktvolumet ved å predikere riktig på deler av kundehenvendelsene, samt at den svarer på flere kundehenvendelser samtidig. I tillegg er den døgntilgjengelig aktiv og svarer raskt. Funnene viser også at kunder tilpasser seg etter hvert som de blir bedre kjent med chatboten, som fører til at chatboten predikerer mer riktig og mindre misfornøyde kunder. Informasjon som chatboten har blitt lært opp til er enkelt å endre i etterkant, som eksempelvis endringer av åpningstider. Dette er en positiv effekt fordi det ikke krever store arbeidsmengder for å optimalisere chatboten. I tillegg kan chatboten enkelt tilpasses uforutsette endringer, som eksempelvis Covid-19, gitt at kundehenvendelsene er enkle med lite variasjon.

5.3.3 Resultat forskningsmodell: faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte en chatbot

Forskningsmodellen undersøker hvilke faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte en chatbot, og har til hensikt å redegjøre for forskningsspørsmål 4. I dette kapitlet presenteres funn fra forskningsmodellen.



Figur 32: Resultat av forskningsmodell med koeffisienter og signifikansnivå, ref. egenutviklet

$$\hat{BI} = \beta_0 + \beta_1 PE + \beta_2 EE + \beta_3 FC + \beta_4 CS + \beta_5 HM + \beta_6 D1_{EXPmer1} + \beta_7 D2_{EXPmer5} + \beta_8 D3_{EXPnei} + \beta_9 D4_{AGE60} + \beta_{10} D4_{AGE30} + \epsilon_i$$

Figur 32 viser hvordan de uavhengige variablene påvirker den avhengige variabelen atferdsintensjon. For å undersøke hvorvidt de uavhengige variablene har en felles signifikant påvirkning på den avhengige variabelen, gjennomføres en F-test. Følgende hypoteser formuleres:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_i$$

H_A : En eller flere av påstandene i H_0 er feil

Resultatet fra F-testen viser en F-verdi på 38,26 (10 og 116 frihetsgrader) med en P-verdi på mindre enn 0,0001. Den lave P-verdien gjør at F-testens nullhypotese forkastes. Dette betyr at forskningsmodellens uavhengige variabler til sammen har en signifikant effekt på den avhengige variabelen.

På bakgrunn av forskningsspørsmål 4, utføres T-tester for å undersøke hvorvidt variablene er individuelt signifikante. Tabell 6 og 7 presenterer de statistiske resultatene fra T-testen.

Variabel	PE	CS	EE	FC	HM	BI
PE	1	0,78	0,53	0,29	0,61	0,75
CS	0,78	1	0,57	0,28	0,61	0,72
EE	0,53	0,57	1	0,58	0,55	0,63
FC	0,29	0,28	0,58	1	0,40	0,38
HM	0,62	0,60	0,55	0,40	1	0,78
BI	0,75	0,72	0,63	0,38	0,78	1

Tabell 6: Korrelasjonsmatrise

Variabelnavn	Koeffisient	Standardfeil	T-verdi	P-verdi
Konstantledd	0,29	0,26	1,51	0,25
PE	0,28	0,07	3,86	0,01
EE	0,14	0,07	2,08	0,04
FC	-0,01	0,06	-0,01	0,99
CS	0,12	0,07	1,62	0,11
HM	0,44	0,06	7,01	0,01
EXPmer1	-0,35	0,26	-1,33	0,19
EXPnei	-0,18	0,17	-1,09	0,28
EXPmer5	-0,29	0,18	-1,65	0,1
AGE30	0,09	0,15	0,63	0,53
AGE60	-0,37	0,21	-1,76	0,08

Tabell 7: Statistisk resultat av forskningsmodellen, avrundet til to desimaler

Forskningshypotese 1: *Resultatforventningen til kunden har en positiv effekt på kundens atferdsintensjon.*

Resultatet fra regresjonen bekrefter hypotesen med en T-verdi på 3,86 og en P-verdi på 0,0002, illustrert i tabell 7. Den uavhengige variabelens resultatforventning er signifikant på 5 % signifikansnivå og har en positiv koeffisient. Dette impliserer at chatboten må klare å løse kundehenvendelsen for at kunder skal bruke chatboten. Nullhypotesen om at kundens resultatforventning ikke påvirker atferdsintensjonen, forkastes.

Forskningshypotese 2: *Kundens forventede innsats vedrørende bruken av chatbot har en positiv effekt på kundens atferdsintensjon.*

Resultatet fra regresjonen bekrefter hypotesen med en T-verdi på 2,08 og en P-verdi på 0,04, illustrert i tabell 7. Den uavhengige variabelen forventet innsats er signifikant på 5 % signifikansnivå og har en positiv koeffisient. Dette impliserer at chatboten må fremstå som enkel å bruke for at kunder skal bruke chatboten. Nullhypotesen om at kundens forventede innsats ikke påvirker atferdsintensjonen, forkastes.

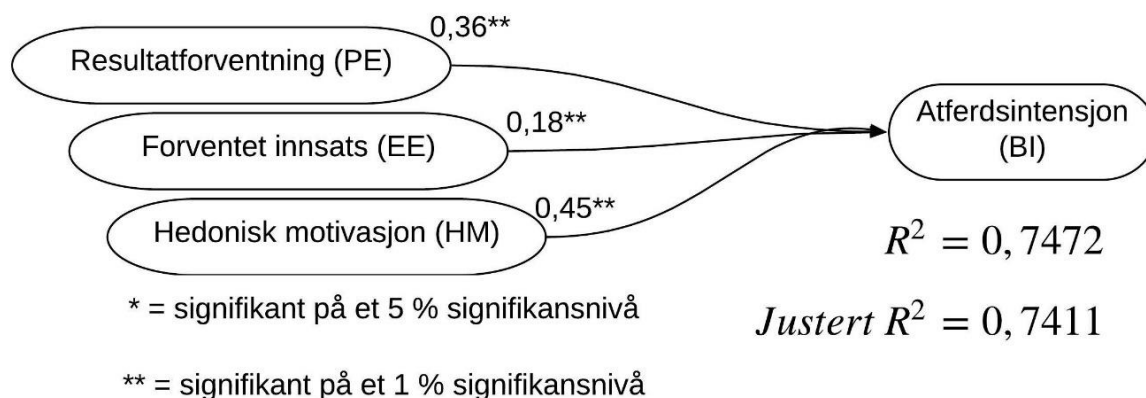
Forskningshypotese 5: *Hedonisk motivasjon har en positiv effekt på kundens atferdsintensjon.*

Resultatet fra regresjonen bekrefter hypotesen med en T-verdi på 7,01 og en P-verdi på 0,01, illustrert i tabell 7. Den uavhengige variabelen hedonisk motivasjon er signifikant på 5 % signifikansnivå og har en positiv koeffisient. Dette impliserer at kunder vil bruke chatboten dersom de opplever høy fascinasjon med en chatbot.

Forskningshypotese 3, 4, 6, 7, 8, 9 og 10 hadde en lavere T-verdi enn kritisk verdi og P-verdi høyere enn 0,05. Dette resulterer til at nullhypotesene ikke forkastes. Dette indikerer at det ikke er en signifikant sammenheng mellom variablene tilretteleggende forhold, kundetilfredshet, tidligere erfaring med chatbot og alder med atferdsintensjon.

Hovedfunnene fra forskningsmodellen viser at variablenes resultatforventning, forventet innsats og hedonisk motivasjon har signifikant påvirkning på kundens atferdsintensjon. Til tross for at ikke alle variablene i forskningsmodellen er signifikante, er forklaringskraften 75 %.

Det ble videre gjennomført en ny regresjon for å undersøke om de ikke-signifikante variablene påvirker forskningsmodellens forklaringskraft. Følgende begrenset forskningsmodell ble konstruert:



$$\hat{BI} = \beta_0 + \beta_1 PE + \beta_2 EE + \beta_3 HM + \epsilon_i$$

Figur 33: Resultat av den begrensede forskningsmodellen med koeffisienter og signifikansnivå, ref. egenutviklet

Variabelnavn	Koeffisient	Standardfeil	T-verdi	P-verdi
Konstantledd	0,09	0,17	0,54	0,59
PE	0,36	0,57	6,34	0,01
EE	0,18	0,06	3,17	0,01
HM	0,45	0,06	7,27	0,01

Tabell 8: Statistisk resultat av den begrensede forskningsmodellen, avrundet til to desimaler

Resultatet fra den begrensede forskningsmodellen viser tre signifikante variabler som alene forklarer 74 % av kundens atferdsintensjon. Dette impliserer at de ikke-signifikante variablene har lite forklaringskraft på den uavhengige variabelen. Hovedfunnene i forskningsmodellen viser at de tre uavhengige variablene har en vesentlig forklaringskraft på kundens atferdsintensjon.

Spørsmål	Svaralternativ					Variabel
Alder	Under 30	Mellom 30-59	Over 60			AGE
Svar:	29,9 %	59,1%	11 %			
Har du brukt chatbot tidligere?	Nei	Ja, men kun 1 gang	Ja, mellom 2-5 ganger	Ja, mer enn 5 ganger		EXP
Svar:	38,1 %	7,9 %	23,8 %	30,2 %		
I hvilken grad klarte IKEA chatboten å løse henvendelsen din?	I svært stor grad	I stor grad	Nøytral	I liten grad	I svært liten grad	PE
Svar:	12,6 %	14,2 %	11 %	13,4 %	48,8 %	
Jeg opplever at IKEA chatboten svarer på mine spørsmål raskere enn om jeg skulle kontaktet kundeservicesenteret	Svært enig	Enig	Nøytral	Uenig	Svært uenig	CS
Svar:	13,4 %	27,6 %	11%	12,6 %	35,4 %	
Jeg synes det var enkelt å bruke chatboten	Svært enig	Enig	Nøytral	Uenig	Svært uenig	EE
Svar:	18,9 %	5,5 %	21,3 %	5,5 %	21,3 %	
Det var enkelt å finne frem til chatboten	Svært enig	Enig	Nøytral	Uenig	Svært uenig	FC
Svar:	21,3 %	35,4 %	25,2 %	4,7 %	13,4 %	
Det å benytte seg av chatbot er fascinerende	Svært enig	Enig	Nøytral	Uenig	Svært uenig	HM
Svar:	11,8 %	22,8 %	23,6 %	10,2 %	31,5 %	
Hvor sannsynlig er det at du kommer til å benytte deg av IKEA chatboten neste gang du har et behov for å kontakte kundeservice i fremtiden?	Svært Sannsynlig	Sannsynlig	Nøytral	Usannsynlig	Svært usannsynlig	BI
	11,8 %	23,6 %	22,0 %	11 %	31,5 %	

Tabell 9: Svarene i % fra spørreundersøkelsen

6. Diskusjon

Hovedformålet med masteroppgaven er å bidra til økt kunnskap om implementeringsprosessen av chatbot i detaljhandel. I dette kapitlet diskuteres funnene som belyser forskningsspørsmålene. Diskusjonen følger den samme tredelingen av forskningsspørsmålene, hvor kapittel 6.1 diskuterer funn før implementeringsprosessen og kapittel 6.2 diskuterer funn fra konstruksjonsfasen. Kapittel 6.3 diskuterer funn etter implementeringsfasen, hvor de aller første effektene diskuteres i delkapittel 6.3.1 og funn fra forskningsmodellen diskuteres i delkapittel 6.3.2.

6.1 Diskusjon om automatiseringsbehov i IKEAs kundeservice

Hovedfunnene fra kapittel 5.1 belyser forskningsspørsmål 1, og indikerer at kundeforventninger og økt kontaktvolum antydes som identifikatorer som viser behovet for en chatbot i IKEAs kundeservice. Disse identifikatorene reflekterer situasjonsbeskrivelsen av detaljhandel som presenteres i kapittel 2.1. Detaljhandelsbransjen opplever hyppige endringer styrt av endrede brukermønstre, press i lønnsomhet og sterk konkurranse. Identifikatorene som fremheves i denne masteroppgaven kan derfor også gjelde andre aktører i detaljhandel.

IKEA beveger seg mer mot tjenestebasert detaljhandel, som gjør at IKEA ikke alene representer kundereisen. Flere aktører som utøver tjenester på vegne av IKEA, som eksempelvis transportøren Bring, er også en del av kundereisene. Dette fører til økt risiko fordi involveringen av flere aktører skaper flere ledd som kan gå galt. Kunder har en forventning om å forholde seg til IKEA som eneste kontaktpunkt, uavhengig av antall eksterne aktører som er involvert i kundereisen. Dette kan antyde årsakene til hvorfor kundeservicemedarbeidere opplever stor økning i antall kundeforventninger som forventes å bli behandlet raskt, samt økt press for å imøtekomme forventningene til kunder. Kravet om økt lønnsomhet gjør at ikke engang et av verdens største detaljhandelsaktør klarer å vokse i takt med det økende kontaktvolumet. Dette har resultert til lange ventetider og konsekvensen for en aktør som befinner seg i en konkurranseutsatt bransje, kan risikere å miste kunder.

Disse utfordringene kan håndteres ved å utvikle løsninger hvor kunder selv løser henvendelsene uten direkte kontakt med en kundeservicemedarbeider. IKEA opplyser at de ønsker å utforske løsninger rundt filosofien om selvhjelp. Informasjon på IKEAs nettsider

kan tenkes å støtte tanken om selvhjelp, fordi kunder selv kan søke opp informasjon. I bank- og forsikringsbransjen er filosofien om selvhjelp godt utarbeidet. Et eksempel på dette er når bankkunder overfører penger selv gjennom internett uten å fysisk møte opp i en bankfilial. På grunn av teknologiutviklingen er det i dag mulig for kunder å utføre denne handlingen uten å være i direkte kontakt med en bankmedarbeider. I dag er chatboter mest representert i denne bransjen.

Markedsundersøkelsen fra Kantar som presenteres i kapittel 2.1.1, viser at 61 % av kundene på tvers av bransjer ønsker å løse sine egne henvendelser selv før de kontakter kundeservice. I tillegg opplyses det om at flere kunder i større grad benytter seg av chat og chatbot i kundeservicesammenheng. Teori fra kapitlene om detaljhandel i brytningstid og digital kundeservice viser også at denne trenden adapteres i større grad av andre bransjer gjennom chatbot. Chatbot kan derfor bidra til å støtte filosofien om selvhjelp.

Videre viser funn i analysen at deler av kontaktvolumet består av mekaniske kundehenvendelser. Det eksisterer likhetstrekk mellom de mekaniske kundehenvendelsene og hva chatboten er i stand til å løse. De mekaniske kundehenvendelsene er i stor grad regelstyrte, repetitive, standardiserte, enkle i sin form og har konkrete utfall. Det finnes støtte i teorien, som presenteres i kapittel 2.2.6, om at slike henvendelser er egnet for en chatbot. Det finnes derimot lite teori som impliserer at servicerelaterte kundehenvendelser er egnet for en chatbot. De servicerelaterte kundehenvendelsene som illustreres tabell 3 (kapittel 5.1) er avhengig av unike løsninger. Et eksempel er kundehenvendelsen «*Jeg trenger instruksjonsmanualen for en sofa jeg kjøpte for 11 år siden*». Denne type kundehenvendelser viser et behov for flere oppfølgingsspørsmål og leting i eldre IKEA-kataloger for å bli løst. Dette krever komplekse handlinger som IKEAs chatbot ikke er i stand til å utføre. I tillegg varierer kundehenvendelsene veldig, gir sjeldent konkrete utfall og er avhengig av kognitive egenskaper for å bli løst. Chatboter er begrenset fordi den kun løser kundehenvendelser som er gitt på forhånd. Mekaniske kundehenvendelser kan derfor være bedre egnet for en chatbot. Effekten av å redusere mekaniske kundehenvendelser kan avlaste kundeservicemedarbeidere, redusere ventetiden på de tradisjonelle kundeservicekanalene og bidra til at IKEAs kundeservice oppnår kundenes forventninger.

Funnene fra kapittel 5.1 indikerer også intern kompetanseheving som en identifikator. Intern kompetanseheving er unikt for IKEA og det eksisterer lite teori som impliserer dette som en identifikator for implementering av chatbot i kundeservice. IKEA ønsker å fremstå som en innovativ bedrift og å være en del av endringene som detaljhandelsbransjen opplever. Intern kompetanse rundt chatbot kan derfor bidra til at IKEA bedre imøtekommer overgangen

til tjenestebasert detaljhandel i fremtiden. Videre kan valget om å ikke benytte seg av eksterne konsulenter sees på som et godt valg, fordi IKEA kan lettere imøtekomme fremtidige kunde- og teknologiendringer uten hjelp fra ekstern ekspertise. Dessuten har IKEA, som er et av verdens største detaljhandelsaktør, tilgang til ressursene som behøves for å gjennomføre tilsvarende implementeringsprosjekter.

Teori fra kapittel 2 og funnene som diskuteres i dette kapitlet, viser at aktører i detaljhandel opplever markante endringer i kundeservice. Dette indikerer et behov for innovative løsninger. Aktører, uavhengig av bransje som opplever endrede kundeforventninger, økt kontaktvolum og har kundehenvendelser som karakteriseres som mekaniske, kan vurdere behovet for en chatbot. Hovedårsaken kompetanseheving er derimot unik for IKEA. Vår drøfting viser likevel at kompetanseheving om chatbot kan bidra til å imøtekomme fremtidige endringer i kundeservice, da filosofien om chatbot antas å få større betydning i kundeservice. Hovedårsaken kompetanseheving kan derfor være generaliserbar for andre bransjer.

6.2 Diskusjon om konstruksjonen av chatbot i IKEAs kundeservice

Dette kapitlet diskuterer hovedfunnene som presenteres i kapittel 5.2. Hovedfunnene belyser forskningsspørsmål 2, som handler om muligheter og begrensninger i IKEA for implementering av chatbot.

FAQ – mulighet

Et av funnene handler om mekaniske henvendelser som inneholder mange FAQ-henvendelser. Kundehenvendelser som faller utenfor FAQ-kategorien kan kreve komplekse svar og dette er krevende å få til med en regelstyrt metodikk. IKEA kan beskrives som både et B2C²³- og B2B²⁴-selskap, men har flest kunder som er forbrukere. B2C-selskaper har ofte en base med FAQ tilgjengelig på deres nettsider med et klart forhåndsdefinert spørsmål og svar. Dette forenkler arbeidet med å konstruere en chatbot. B2B-selskaper har derimot ofte skreddersydde produkter eller tjenester som kan kreve unike og ulike svar. Chatbot kan derfor være uegnet, med unntak om deres kundehenvendelser har et klart forhåndsdefinert spørsmål og svar. IKEAs avgjørelse om å konstruere FAQ i chatboten får også støtte fra teori

²³ B2C = Bedrift til konsumer (Business to consumers)

²⁴ B2B = Bedrift til bedrift (Business to business)

presentert i kapittel 2.2.6. Med grunnlag i funn og teori, antydes at FAQ er et mulighetsområde for B2C-selskaper og et godt utgangspunkt å starte med dersom en B2C-selskap ønsker å implementere chatbot.

Global IT-avdelingen – begrensning

Funnene fra 6.2 viser at det eksisterer begrensninger i IKEA som vanskeliggjør arbeidet med å integrere komplekse kundehenvendelser. Den første begrensningen er knyttet til den globale IT-avdelingen i IKEA. Prosjektgruppen måtte vente på rettigheter for å integrere chatboten med IKEAs systemer. I tillegg eksisterte det utfordringer til mangelfulle dokumentasjoner knyttet til APIer, som medførte forsinkelser med tekniske integrasjoner. Dette antyder lite kommunikasjon eller koordinasjon mellom den globale IT-avdelingen og IKEA i Norge. IKEA er en stor global detaljhandelsaktør med selskaper over hele verden. Når selskapene hver for seg velger å igangsette interne prosjekter, bør den globale IT-avdelingen orienteres og involveres. Dersom dette ikke gjøres, kan utfordringer oppstå som tilsvarende i IKEA. Konsekvensen av mangelfull assistanse fra den globale IT-avdelingen er kostnader på bruk av mer ressurser enn nødvendig eller en chatbot som ikke skaper begrenset med verdi. I tillegg kan forsinkelser oppstå. Disse funnene viser at globale aktører med en felles global IT-avdeling, kan begrense muligheten til å optimalisere en chatbot i konstruksjonsfasen.

Eldre IT-systemer - begrensning

Eldre IT-systemer begrenser også muligheten for IKEA å integrere nyere tekniske integrasjoner. Det egenutviklede ERP-systemet til IKEA er utdatert sammenlignet med moderne ERP-systemer, som eksempelvis SAP, Salesforce eller Microsoft Dynamics. I kapittel 3.1 forklares avhengigheten av API-integrasjoner for å utføre datatransaksjoner med en chatbot. Eldre IT-systemer vanskeliggjør dette arbeidet fordi APIer må ofte utvikles fra bunn. Dette er svært ressurskrevende og forklarer årsaken til hvorfor IKEA kun integrerte et API for ordresporing.

Videre viser funn tidligere presentert i kapittel 5.1.1 at chatbot er prominent i bank- og forsikringsbransjen. Denne bransjen har til felles å satse på ny teknologi og innovative løsninger for å stadig forenkle kundenes hverdag. Et eksempel på dette er muligheten for å logge seg inn på nettbanken via BankID på mobil istedenfor å være avhengig av en kodebrikke. Dette krever at ulike systemer integreres. Dette antyder at aktører med moderne og standardiserte ERP-systemer kan integrere nyere tekniske integrasjoner i en chatbot på en

enkler og mindre ressurskrevende måte. IKEAs eldre IT-systemer indikeres som en klar begrensning for konstruksjon og implementering av chatbot i kundeservice.

Overføring til agent - begrensning

Videre har ikke IKEA mulighet til å integrere funksjonen «overføring til agent» i chatboten, fordi IKEAs tekniske løsninger ikke støtter denne kommunikasjonsmuligheten. Dersom chatboten ikke er i stand til å løse en kundeforholdelse, vil en slik løsning gi en kundeservicemedarbeider muligheten til å ta over chatbotsamtalen.

Kundeservicemedarbeideren vil også få innsyn til tidligere chatbotsamtale, som gir en smidig overgang fra chatbot til en kundeservicemedarbeider. Det eksisterer lite teori om «overføring til agent» har en positiv effekt i chatbotsammenhenger, men hensikten med kundeservice er å hjelpe kunder med sine henvendelser. En chatbot uten «overføring til agent» vanskeliggjør derfor denne hensikten dersom chatboten ikke klarer å predikere riktig svar. I tillegg kan dette bidra til misnøye og frustrasjon hos kunder. Aktører som ikke har tekniske løsninger som støtter funksjonen «overføring til agent» må utvikle dette fra bunnen av. Utviklingen er kostbar og aktører med begrenset kapital og ressurser kan oppleve dette som en begrensning. En chatbot uten «overføring til agent» kan derfor fungere som en midlertidig løsning.

Tverrfaglig prosjektgruppe - mulighet

IKEA har satt sammen en tverrfaglig prosjektgruppe, som tolkes som en mulighet IKEA har på grunn av tilgjengeligheten til ressurser som eksisterer i en stor detaljhandelsaktør. Teori fra kapittel 2.1.1 forklarer at servicekvalitet består av tekniske og funksjonelle aspekter. Chatbot er et nytt fenomen for IKEA og de ansatte har begrenset med kompetanse om chatbot. Unge, fremoverlente og innovative mennesker har ofte liten barriere til å utfordre eksisterende løsninger. Chatbot representerer en ny teknologi i kundeservice og unge mennesker med disse egenskapene kan bidra til å utforske nye områder. Teknologer med erfaring er viktig å inkludere, fordi de kjenner til systemene i selskapet og kan sitte på kunnskap som er avgjørende for å utfylle chatbotens tekniske aspekter. Tekstforfattere og ansatte med kundeserviceerfaring støtter i større grad de funksjonelle aspektene ved å bidra til at chatboten utfører dialoger på en mer menneskelig måte. Informant fra Kantar påpeker i delkapittel 5.2 at kunder flest opplever chatboten som lite menneskelig. Fokus i kun det tekniske kan derfor skape ubalanse med det funksjonelle i chatboten. Dette antyder viktigheten av å ha en tverrfaglig prosjektgruppe med egenskaper som støtter både de tekniske og funksjonelle aspektene. Aktører som ikke har muligheten til å sette sammen en

lignende tverrfaglig prosjektgruppe, kan skape en ubalanse mellom disse aspektene. Dette kan gi negative effekter på servicekvaliteten til chatboten.

Samarbeid med egen teknologipartner - mulighet

Aktører med begrenset erfaring til chatbot kan oppleve hindringer som vil være vanskelig å løse. I tillegg kan alternative og bedre løsninger bortfalle. IKEA har mulighet til å rådføre seg med NetNordic som kan bidra til at slike problemstillinger unngås. NetNordic operer allerede som en teknologipartner for IKEA og har i tillegg erfaring og kompetanse med konstruksjon og implementering av chatbot i andre bransjer. Samarbeidet med NetNordic antydes derfor som en unik mulighet for IKEA, og som nødvendigvis ikke gjelder for andre aktører i samme eller annen bransje.

Boost Ai plattformen - begrensning

Til tross for samarbeidet med NetNordic, opplevde IKEAs prosjektgruppe utfordringer med plattformen til Boost Ai fordi ikke alle ønskelige funksjoner eller løsninger var integrert i plattformen. Dette begrenset utforskningen av chatbotens mulighetsområder. Boost Ai har flest kunder i andre bransjer og dette kan være årsaken til hvorfor enkelte av løsningene i plattformen er uegnet for IKEA. På grunn av at Boost Ai kontinuerlig arbeider med å forbedre chatbotplattformen, kan samarbeidet med IKEA bidra til at plattformen etter hvert vil inkludere løsninger som ikke eksisterer i dag.

6.3 Diskusjon om effekter etter implementeringen av chatboten

Dette kapitlet diskuterer funn som har til hensikt å besvare forskningsspørsmål 3 og 4. Diskusjon om de aller første effektene etter implementeringen av chatbot i IKEAs kundeservice blir presentert i kapittel 6.3.1. Diskusjonen om hvilke faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte seg av chatbot blir drøftet i kapittel 6.3.2.

6.3.1 Diskusjon om positive og negative effekter etter implementering av chatbot

Negative effekter:

En av de største utfordringene etter implementeringen av chatboten er knyttet til de konstruerte intensjonene og hva kundehenvendelsene handler om. Utfordringene skaper flere negative effekter. Chatboten mottar kundehenvendelser som ikke handler om FAQ-spørsmål og om ordresporing. Chatboten er dermed ikke i stand til å predikere disse kundehenvendelsene fordi den ikke har innebygde intensjoner som retter seg mot de aktuelle kundehenvendelsene. Teori fra i kapitelene 2.2.3 og 2.2.5 viser at chatboter er begrenset til en gitt domene. Den negative effekten er at kundenes forventninger til kundeservice ikke blir møtt. Dersom en kunde har en formening om at sin henvendelse er enkel nok til å løses av en chatbot, kan utfallet av en tilbakefallingsnode forverre misnøyen.

I tillegg predikerer chatboten feil ved at den misforstår en del kundehenvendelser. Teori fra kapittel 2.2.3 forklarer den negative effekten som oppstår når flere lignende intensjoner forverrer nøyaktigheten til chatboten. IKEAs varer og tjenester beskrives som komplekst. Formuleringene til kundene varierer på mange måter, og dette øker sannsynligheten for at feil intensjon utløses. Et eksempel på dette vises i figur 29 som presenteres i kapittel 5.3.1. Feil intensjon kan føre til at kunder blir misvisende veiledet eller at kunder oppfatter chatboten som lite klok. Videre kan konsekvensen av å utgi feil svar være større enn å ikke utgi et svar. Kunder kan utføre handlinger basert på chatbotens svar som kan skade IKEAs omdømme. Prediksjonsfeil kan derfor gi et dårlig inntrykk av IKEA, da chatboten representerer organisasjonen utad. I tillegg opplyser Kantar at kunder opplever mest misnøye med en chatbot sammenlignet med andre tradisjonelle kundeservicekanaler.

Videre antyder disse utfordringene umuligheten med å forutsi nøyaktig hva kunder vil spørre en chatbot om. I tillegg antyder funnene i kapittel 5.3.1 at kunder ikke forstår begrensningene til en chatbot. Denne utfordring kan også gjelde i andre bransjer. Servicerelaterte kundehenvendelser som krever kognitive egenskaper er ikke mulig med dagens chatboter. Likevel viser funnene at kunder tilpasser seg chatboten etter at tilbakefallingsnoden utløses ved å omformulere deres henvendelser. På sikt kan dermed kundens tilpasningsdyktighet føre til at chatboten klarer å løse flere kundehenvendelser. I tillegg kan økt kjennskap om chatbot føre til at kunder i større grad forstår begrensningene til

en chatbot. Dette kan i større grad skape positive effekter ved å oppfylle kundenes forventninger.

Utfordringene med de konstruerte intensjonene og hva kundehenvendelsene omhandler, antas å være mer prominent for detaljhandel på grunn av kompleksiteten i varer og tjenester. Bank og forsikringsbransjen bærer preg av å operere med en mer begrenset vare- og tjenesteportefølje. I tillegg er produktene mer standardisert. Dette impliserer enkeltheten i å identifisere de ulike kundehenvendelsene og derav kan chatboten i større grad predikere riktig. Dette kan også være en av årsakene til hvorfor bank- og forsikringsbransjen i dag benytter chatbot i større grad enn andre bransjer. Teori fra kapittel 2.2.5 presenterer begrensningene med en chatbot. Mange av disse begrensningene impliserer at bransjer med mer standardiserte produkter og tjenester vil dra større nytte av en chatbot. Utfordringene med eksempelvis tvetydighet og nøyaktighet kan i mindre grad oppstå sammenlignet med en chatbot i detaljhandel.

En videre negativ effekt av chatbotens begrensede kognitive ferdigheter er mangelen på egenskapen til å forstå når den predikerer feil. I tillegg gir kunder sjeldent tilbakemeldinger. Dette krever manuell gjennomgang av chatbotsamtalene for å forbedre chatboten. Teoriene fra kapitelene 2.2.3, 2.2.4 og 2.2.5 impliserer at chatbot er lite selvlærende på grunn av begrensningene med veiledet læring. Dette antyder at en chatbot i dag ikke er i stand til å utnytte kunstig intelligens optimalt. Styrken med kunstig intelligens er å behandle store datasett og dette gjenspeiles ikke i en chatbot. Avhengigheten av et menneske til å kontinuerlig vedlikeholde chatboten er nødvendig, men tidkrevende. Dette er en klar negativ effekt på grunn av svakheten knyttet til kognitive egenskaper.

Positive effekter:

En av de positive effektene er knyttet til skalerbarheten til chatboten, som ble utnyttet da Covid-19 pandemiltakene ble iverksatt. Masteroppgavens datamateriale inneholder ingen beregninger som impliserer nøyaktig chatbotens effekt på kontaktvolumet under Covid-19. Drøftelsen er derfor begrenset til de kvalitative intervjuene.

Chatboten bidro til å håndtere den uforutsette økningen i kontaktvolumet ved at den ble tillagt intensjoner om Covid-19 tiltakene til IKEA. Skalerbarheten skapte en positiv effekt ved at kontaktvolumet ble redusert til et lavere nivå. Chatboten var i stand til å løse mange av de enkle og standardiserte Covid-19 henvendelsene, samt at den opererte døgntkontinuerlig. Denne positive effekten forutsetter at chatboten konstrueres slik at endringer i etterkant av implementeringen kan tilføres smidig, uten å kreve for mye ressurser. Vi anbefaler derfor

aktører på tvers av bransjer å konstruere chatboter med hensyn til at endringer enkelt kan tillegges etter implementering. Mulighet for å skalere en chatbot fremkommer i teorien i kapittel 2.2.4, som forklarer at det ikke er begrensning til hvor mange intensjoner en chatbot kan ha. Likevel er det viktig å påpeke at Covid-19 kundehenvendelser som faller utenfor chatbotens mulighetsområde ikke er løsbare.

Videre eksisterer det positive effekter ved at chatboten klarer å predikere riktig. Når chatbotens intensjoner treffer nøyaktig, oppfylles kundenes forventninger til raske og korrekte svar som skaper verdi for IKEA. I tillegg operer chatboten døgkontinuerlig. Dette bidrar til å redusere kontaktvolumet, men denne effekten er derimot begrenset. Dette er fordi chatboten ikke er i stand til å predikere kundehenvendelser som faller utenfor dens opplærte intensjoner. Dersom IKEA velger å satse på et fullskala prosjekt, vil det med dagens chatbotteknologi som presenteres i kapitlene 2.2.5, eksistere begrensninger som ikke løser servicerelevante henvendelser eller henvendelser knyttet til kompleksiteten av IKEAs varer og tjenester. Vi anbefaler derfor at aktører som velger å implementere chatbot i kundeservice å fokusere på spesifikke intensjoner som chatboten evner å predikere nøyaktig. Dette gjør at en chatbot klarer å prestere godt på enkelte områder og derav skape verdi. Utviklingen av chatbotteknologien kan muliggjøre for at flere typer kundehenvendelser kan bli løsbare av en chatbot i framtiden. Med grunnlag i funn og teori, indikeres det at dagens chatbotteknologi har klare begrensninger som gjør at det må skilles mellom hvilke kundehenvendelser som må løses av et menneske og hvilke kundehenvendelser som kan løses av en chatbot.

6.3.2 Diskusjon om faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte en chatbot

I dette kapitlet drøftes funn fra kapittel 5.3.3 med hensikt om å belyse forskningsspørsmål 4. På bakgrunn av våre funn, kan vi trekke implikasjoner om de viktigste faktorene som påvirker kunder av IKEA til å benytte seg av en chatbot. Hovedfunnene viser at faktorene resultatforventning, forventet innsats og hedonisk motivasjon har en signifikant påvirkning på variabelen atferdsintensjon.

Resultatet fra forskningsmodellen viser en høyere forklaringskraft (75%) enn UTAUT2 (74%). Årsaken kan være at vår forskningsmodell er en forenkling av UTAUT2 og har derfor ikke med alle forklaringsvariablene. I tillegg studerer UTAUT2 teknologien som handler om bruken av mobilt internett, som er ulik chatbot på flere områder. Chatbot er et

verktøy som har til hensikt å løse kundehenvendelser og frigjøre kapasitet på kundesenteret. Mobil internetteknologi ligner derimot mer på et produkt eller tjeneste som konsumeres av både forbrukere og bedrifter til å tilegne og utgi en mengde med informasjon. Dette kan være forklaringene på hvorfor forskningsmodellens resultater er ulike fra UTAUT2 resultatene. Denne forklaringen forsterkes ved at de tre signifikante variablene i den begrensede forskningsmodellen til sammen forklarer 74 % av kundens atferdsintensjon.

Variabelen resultatforventning (FH1) handler om i hvilken grad kunder opplever at chatboten vil løse kundehenvendelsene. Vår undersøkelse viser at 62 % (svært liten og liten grad) opplever at chatboten i liten grad klarer å svare på kundehenvendelsene, mens markedsundersøkelsen til Kantar viser at hele 67 % opplever at chatboten ikke løser deres henvendelser. Dette indikerer at løsningsgraden til chatboter generelt er lav. I tillegg antyder funn fra den kvalitative analysen som presenteres i kapittel 5.3.1, at kunder opplever misnøye når chatboten ikke løser deres kundehenvendelser. Disse funnene antar dermed at kunder som ikke opplever at chatboten løser deres kundehenvendelser, ikke vil benytte seg av IKEAs chatbot igjen.

Videre antas det at barrieren for å anvende en ny teknologi er større for en chatbot, fordi det representerer en ny kundeservicekanal i detaljhandel. Sett i sammenheng med at majoriteten av kunder erfarer misnøye med en chatbot, indikerer at barrieren vil være vanskeligere å bryte. Dette kan føre til at hensikten med en chatbot ikke vil realiseres. I tillegg er chatbot tidkrevende å vedlikeholde. Konsekvensene av dette kan være kostbart fordi chatboten hverken skaper nytte eller verdi for hverken kunder eller bedriften. På bakgrunn av disse effektene, antydes det at chatboten bør kunne klare å løse en større andel av kundehenvendelser.

Variabelen forventet innsats (FH2) handler om enkeltheten knyttet til bruken av en teknologi som har signifikant påvirkning på atferdsintensjon. Videre viser vår spørreundersøkelse at 52 % (svært enig og enig) av respondentene opplever chatboten som enkel å bruke og 27 % (svært uenig og uenig) opplever det motsatte. Resterende respondenter er nøytrale. Dette tyder på at majoriteten av respondentene opplevde chatboten som enkel å bruke. Teori fra kapittel 2 forklarer at kunder forventer enkle og brukertilpassede løsninger, samt at enkelthet blir poengtert som viktig i UTAUT2 modellen. Resultatene fra spørreundersøkelsen indikerer at IKEAs chatbot oppfyller disse forventningene. Dette kan i tillegg forklare hvorfor flere aktører velger å benytte seg av chatbot i kundeservice til tross for lav løsningsgrad. Chatbotteknologien er fortsatt i utvikling og sett i sammenheng med

endrede forbrukervaner, kan det videre antydes at flere aktører på sikt ønsker å utnytte chatbotteknologiens mulighetsområder.

Variabelen hedonisk motivasjon (FH5) forklarer hvor fascinerende chatboten oppleves av kunder. Vår analyse viser en signifikant påvirkning på atferdsintensjon og dette samsvarer med UTAUT2. Videre viser spørreundersøkelsen at 35 % (svært enig og enig) opplever chatboten som fascinerende, mens 42 % (svært uenig og uenig) opplever chatboten som ikke fascinerende. Svarene fra spørreundersøkelsen indikerer at majoriteten av IKEAs kunder oppfatter chatboten som ikke fascinerende. Korrelasjonsmatrisen i tabell 6 i kapittel 5.3.3 viser at variablene resultatforventning og hedonisk motivasjon korrelerer med 62 %. Dette kan bety at selv om chatboten ikke klarer å løse kundenes henvendelser første gang, kan opplevelsen av fascinasjon bidra til at kunder bruker chatbot igjen.

I motsetning til UTAUT2, viser våre funn at faktorene tilretteleggende forhold (FH3), erfaring (FH 6, 7) og alder (FH 8, 9, 10) ikke har en signifikant påvirkning på om kunder av IKEA vil benytte seg av en chatbot. Majoriteten av respondentene i undersøkelsen er mellom 30 – 50 år og 62 % av det totale utvalget hadde brukt chatbot tidligere. Teori fra kapittel 2.2.2 indikerer at alder og erfaring har en påvirkning på bruken av ny teknologi. Det antas at unge mennesker har større erfaring og bedre teknisk intuisjon fordi deres generasjon er oppvokst med internett. Dette motstrider med våre funn. Tidligere funn fra kapittel 5.2 viser at IKEA prioriterte å konstruere chatboten mer menneskelig ved å inkludere en tekstforfatter og en kundeservicemedarbeider. Det antas derfor at kunder opplevde chatboten som mer menneskelig. I tillegg viser teori fra kapittel 2.1.1 at chat er et veletablert fenomen og det kan dermed tenkes at majoriteten av respondentene benytter chat til vanlig. Dette kan være forklaringen på hvorfor alder og erfaring ikke er signifikante.

Faktoren tilretteleggende forhold handler om i hvilken grad det var enkelt å finne fram til chatboten. Spørreundersøkelsen viser at 57 % (svært enig og enig) av respondentene opplevde chatboten som lett tilgjengelig og 18 % (svært uenig og uenig) besvarte det motsatte. Chatboten ble plassert på nettsiden til IKEA sammen med de andre tradisjonelle kundeservicekanalene. Denne nettsiden benyttes til vanlig av kunder til å kontakte kundeservice og dermed antas det at chatboten er lett tilgjengelig. Dette kan være forklaringen på hvorfor tilretteleggende forhold i vår analyse ikke indikerer en sammenheng med kundens atferdsintensjon og dermed motstrider resultatet fra UTAUT2.

Faktoren kundetilfredshet handler om hvorvidt chatboten oppnår forventningene til kunder i form av rask respons. Vår spørreundersøkelse viser at 48 % (svært uenig og uenig) av respondentene opplevde chatboten som tregere enn tradisjonelle kundeservicekanaler.

Forklaringen til dette kan være at chatboten brukte lang tid på å forstå kundehenvendelsene eller at kundehenvendelsene forble uløst. Videre viser spørreundersøkelsen at 41 % (svært enig og enig) av respondentene opplevde chatboten raskere enn tradisjonelle kundeservicekanaler og resterende svarte nøytralt. Årsaken til dette kan være at respondentene opplevde chatboten som rask uavhengig om de fikk løst sin kundehenvendelse eller ikke. Dette indikerer at spørsmålets formulering kan sannsynligvis skape misforståelser. Kunder kan dermed utgi et svar på bakgrunn av om chatboten løste kundehenvendelsen eller ikke. Dette kan være forklaringen på hvorfor vår forskningsmodell ikke viser sammenheng mellom variabelen kundetilfredshet og atferdsintensjon.

Da chatbot er en ny teknologi, antydes viktigheten av at chatboten er løsningsorientert, enkel å bruke samt oppfattes som fascinerende. Disse tre signifikante variablene kan også gjelde for aktører i andre bransjer, fordi krav og forventninger som kunder har til kundeservice gjelder på tvers av bransjer. Videre er detaljhand en konkurranseutsatt bransje, og dette understreker viktigheten med å oppnå kundenes forventninger. Konsekvensen av en chatbot som skaper misnøye blant kunder er kundeflukt som på sikt kan forverre lønnsomheten.

7. Konklusjon og videre forskning

Denne masteroppgaven er en casestudie som følger IKEA gjennom et pilotprosjekt om implementering av chatbot i kundeservice våren 2020. Hovedformålet med masteroppgaven er å bidra til økt kunnskap om implementeringsprosessen av chatbot i detaljhandel. Dette er gjort ved å se på fire forskningsspørsmål som er knyttet til implementeringsprosessen i IKEA. Datagrunnlaget for å besvare de tre første forskningsspørsmålene er kvalitative intervjuer, mens fjerde forskningsspørsmål blir belyst med data fra en spørreundersøkelse utformet med grunnlag i UATUT2 rammeverket.

Forskningsspørsmål 1 handler om identifisering av automatiseringsbehov i IKEAs kundeservice. Det ble avdekket to identifikatorer som viser til chatbot i IKEAs kundeservice: endrede kundeforventninger og økt kontaktvolum. Kundeforventningene vokser stadig og normale åpningstider fører til lange ventetider. Kunder forventer i tillegg døgnkontinuerlig tilgjengelighet. En analyse hos IKEA viser at en del av kundehenvendelsene er standardiserte,

repetitive og enkle i form. Disse beskrives som mekaniske og vår redegjørelse viser at disse kundehenvendelsene er egnet for chatbot. Vi anbefaler aktører med lignende identifikatorer og som har mekaniske kundehenvendelser om å undersøke mulighetene med en chatbot. Videre hadde IKEA et behov for intern kompetanseheving omkring chatbot fordi IKEA globalt om noen år vil implementere chatbot i kundeservice. Intern kompetanseheving vil bidra til at IKEA i Norge vil stå klar som en organisasjon når teknologien kommer for fullt. Andre aktører som ønsker å utforske mulighetsområdene med en chatbot i kundeservice, kan igangsette et lignende pilotprosjekt som IKEA.

Forskningsspørsmål 2 handler om hvilke muligheter og begrensninger som eksisterer i IKEA for implementeringen av en chatbot. Vi identifiserer FAQ som en mulighet for konstruksjonen av chatbotens intensjoner, fordi disse karakteriseres som mekaniske henvendelser og har forhåndsdefinerte svar. Dette gjør at det er enkelt å konstruere en FAQ-chatbot. Vi anbefaler andre aktører som skal konstruere en chatbot om å undersøke muligheten med FAQ. Videre identifiseres ordresporing som en mulighet gjennom integrasjon av et API. IKEA har i tillegg muligheten til å sette sammen en prosjektgruppe med ulik kompetanse og erfaring fra ulike områder. Dette er viktig for at en chatbot skal kunne yte høy servicekvalitet, som både består av tekniske- og funksjonelle aspekter. Chatbot er i tillegg en ny teknologi for de fleste aktører og få ansatte innehar erfaring rundt chatbot i dag. Det anbefales derfor at prosjektgruppen gjenspeiler en diversifisert gruppe.

Vi identifiserer flere begrensninger i IKEA tilknyttet dårlig koordinasjon mellom den globaliserte IT-avdeling, eldre IT-systemer og mangler på sentrale APIer. Vi anbefaler aktører som besitter med eldre IT-systemer om å se nøye på hvilke APIer som eksisterer for å kunne gjennomføre datatransaksjoner, fordi enkelte kundehenvendelser er avhengig av APIer for å bli løst av en chatbot. API integrasjoner kan i tillegg bli en utfordring om en global IT-avdeling styrer tilgangen til APIene. God kommunikasjon og koordinasjon mellom prosjektgruppen og den globale IT-avdelingen er derfor viktig.

Forskningsspørsmål 3 handler om de initiale effektene og erfaringene etter implementeringen av IKEAs chatbot i kundeservice. IKEA erfarte at chatboten ikke klarte å predikere store deler av kundehenvendelsene. Dette var hovedsakelig forårsaket av at kundehenvendelsene falt utenfor chatbotens begrensede område eller fordi den predikerte feil. Reduksjon av kontaktvolumet har derfor hatt en begrenset effekt med en chatbot. Aktører med tilsvarende vare- og tjenestekompleksitet som IKEA kan derfor oppleve tilsvarende utfordringer. Dette stadiet viser at chatbotteknologien fortsatt befinner seg i en utviklingsfase.

Til tross for disse utfordringene, viser våre resultater at chatboten også skaper positive effekter. Chatboten skaper verdi for de kundehenvendelsene som predikeres riktig. Dette var spesielt merkbart under Covid-19 pandemien, hvor chatboten tok unna de enkleste kundehenvendelsene. I tillegg opererer chatboten døgnkontinuerlig som bidrar til at chatboten oppnår deler av kundenes forventning om tilgjengelighet. Chatbotens mulighet med skalerbarhet gjør at den enklere kan tilpasse seg endrede omgivelser. I tillegg evner chatboten å predikere store mengder med kundehenvendelser samtidig. Disse egenskapene overgår de menneskelige kapabilitetene.

Forskningsspørsmål 4 handler om hvilke faktorer som påvirker kunder av IKEA til å benytte seg av chatboten. Vi anbefaler aktører å vektlegge at en chatbot har høy løsningsgrad, er brukervennlig og fascinerer kunder ved å tillegge innhold som griper kunden. I tillegg bør chatboten fremstå minst mulig robotaktig. Dette er spesielt viktig med tanke på at chatbot representerer en ny kundeservicekanal.

Vi har presentert artikler og rapporter som antyder at chatboter har kognitive egenskaper, noe denne casestudien ikke kan bekrefte. Chatbotens kunstige intelligens har fortsatt klare begrensninger knyttet til kognitive ferdigheter. Det rettes derfor spørsmål til om hvor intelligent en chatbot egentlig er og hvor stor verdi den kan tilføre selskaper som IKEA, preget av kompleksitet og servicerelaterte henvendelser. Vår masteroppgave viser at chatboter må i større grad imitere en menneskelig hjerne for å tilføre større verdi utover de positive effektene som IKEA erfarer. Vi befinner oss i en epoke hvor teknologi kontinuerlig utvikles i nye retninger, hvor ulike maskinlæringsmetodikker forbedres. Kombinasjon av flere maskinlæringsmetodikker som for eksempel ikke-veiledet læring og forsterket læring, kan bidra til at chatboter i større grad vil opptre mer kognitiv i fremtiden. Den ønskede merverdien til IKEAs chatbot vil trolig ikke realiseres før om noen år.

Vi har primært fokusert på Boost Ai plattformen og dens maskinlæringsmetodikk. Til videre forskning anbefaler vi derfor å studere andre plattformer enn Boost Ai, for å avdekke om det eksisterer andre mulighetsområder. I tillegg er funnene i denne masteroppgaven vektlagt på kvalitative intervjuer med et begrenset tallgrunnlag. Vi anbefaler derfor at videre forskning i større grad bør benytte tallgrunnlag for å implisere effektene av en chatbot mer nøyaktig. Videre er masteroppgaven begrenset til en tidsperiode og studerer derfor kun de initiale effektene av chatbotimplementeringen. Vi anbefaler derfor til slutt at videre studier studerer chatbot i en lengre periode, for å fange opp de langsiktige effektene.

REFERANSER

- Aizawa, A. (2003). An information-theoretic perspective of tf-idf measures. *Information Processing & Management*(39), ss. 45-65.
- Arnesen, T. (2017, 7. Desember). Derfor trenger din bedrift en chat-løsning på nettsidene. Hentet fra <https://www.proffcom.no/blogg/derfor-trenger-din-bedrift-en-chat-loesning-paa-nettsidene>
- ATEA. (2018, 1. mars). Hvordan modernisere datasenteret til å støtte plattform i detaljhandel. Hentet fra <https://www.atea.no/fokus/2017/vmware/hvordan-modernisere-datasenteret-til-a-stotte-plattform-i-detaljhandel/>
- Beck, J., Stern, M., & Haugsjaa, E. (1996). Applications of AI in Education. *XRDS: Crossroads, The ACM Magazine for Students*. 3(1). Hentet fra <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.87.405&rep=rep1&type=pdf>
- Best, J. (2013, 9. september). *IBM Watson: The inside story of how the Jeopardy-winning supercomputer was born, and what it wants to do next*. TechRepublic. Hentet fra <https://www.techrepublic.com/article/ibm-watson-the-inside-story-of-how-the-jeopardy-winning-supercomputer-was-born-and-what-it-wants-to-do-next/>
- Boost AI. (2019, 1. desember). The only AI that understands all your customers. Hentet fra <https://www.boost.ai/how-does-it-work>
- Boost Ai. (2019, 14. februar). How Norway's biggest bank automated 51% of its online chat traffic with ai. Hentet fra: <https://www.boost.ai/articles/how-norways-biggest-bank-automated-51-of-its-online-chat-traffic-with-ai>
- Boost AI. (2019, 28. mai). 5 Reasons why your chatbot project is failing, and what you can do to make sure it succeeds. Hentet fra <https://www.boost.ai/articles/5-reasons-why-your-chatbot-project-is-failing-and-what-you-can-do-to-make-sure-it-succeeds>
- Britz, D. (2016, 6. april). Deep Learning for Chatbots, Part 1 – Introduction. Hentet fra <http://www.wildml.com/2016/04/deep-learning-for-chatbots-part-1-introduction/>
- Business Process Management. (u.d) i *Gartner Glossary*. Hentet 01. mai 2020 fra <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/business-process-management-bpm>

- Cangiano, A. (2020, 3. mars). *Building AI Powered Chatbots Without Programming* [Videoklipp]. Hentet fra <https://www.coursera.org/lecture/building-ai-powered-chatbots/understanding-intents-Yex3H>
- Chang, A. (2012, 13. september). UTAUT AND UTAUT 2: A REVIEW AND AGENDA FOR FUTURE RESEARCH. *The WINNERS*. 13(2). 106-114.
- ChatbotPack. (2020, 24. februar). Hentet fra A history of Chatbots. Hentet fra <https://www.chatbotpack.com/a-history-of-chatbots/>
- Chatte. (u.å) i Det Norske Akademis Ordbok. Hentet 15. mars 2020 fra <https://naob.no/ordbok/chatte>
- Chin, W., Marcolin, B. L., & Newsted, P. R. (2003). A Partial Least Squares Latent Variable Modeling Approach for Measuring Interaction Effects: Results from a Monte Carlo Simulation Study and an Electronic-Mail Emotion/Adoption Study. *Information Systems Research*, 14(2), 189-217.
- Chrysochou, P. (2017). Consumer Behavior Research Methods. *Consumer Perception of Product Risks and Benefits*, 409-428.
- Cui, L., Wei, F., Huang, S., Duan, C., & Zhou, M. (2017, juli 30). Superagent: A Customer Service Chatbot for E-commerce Websites of ACL 2017. *System Demonstrations*, ss. 97–102.
- Davis, F., Bagozzi, R., & Warshaw, P. (1989). User Acceptance of Computer Technology: A Comparison Of Two. *Management Science*, 35(8), 982-1003.
- Deloitte AI Team. (03, 2018). *Chatbots Point of View*. Hentet fra <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/nl/Documents/deloitte-analytics/deloitte-nl-chatbots-moving-beyond-the-hype.pdf>
- Dvergsdal, H. (2019). Nevralt nettverk. *store norske leksikon*. Hentet fra https://snl.no/nevralt_nettnetk
- Enterprise Resource Planning. (u.å.) I *Gartner Glossary*. Hentet 9. mars 2020 fra <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/enterprise-resource-planning-erp>
- Espedal, E. (2020, 30. januar). Kundene har talt: Fjordkraft Mobil er best på kundeservice i 2019. Hentet fra <https://kantar.no/kantar-tns-innsikt/kundene-har-talt-fjordkraft-mobil-er-best-pa-kundeservice-i-2019/>
- EY. (2018). Customer experience of the future: How intelligent virtual assistants and chatbots can enhance service interactions. Hentet fra

[https://www.ey.com/Publication/vwLUAssets/ey-customer-experience-of-the-future/\\$FILE/ey-chatbot-pov.pdf](https://www.ey.com/Publication/vwLUAssets/ey-customer-experience-of-the-future/$FILE/ey-chatbot-pov.pdf)

- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention and behaviour: An introduction to theory and research*. Reading: Addison Wesley.
- Fredriksen, J. I., & Sørø, Ø. (2017). Omnikanal varehandel. *MAGMA, Econas triddekrift for økonomi og ledelse*, 2017(4), 59-78. Hentet fra <https://www.magma.no/omnikanal-varehandel>
- Gartner. (2018, 19. februar). Gartner Says 25 Percent of Customer Service Operations Will Use Virtual Customer Assistants by 2020. *Gartner Newsroom*. Hentet fra <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2018-02-19-gartner-says-25-percent-of-customer-service-operations-will-use-virtual-customer-assistants-by-2020>
- Goel, A. (2017, 15. desember). *Magoosh*. What is an R Data Frame? Hentet fra <https://magoosh.com/data-science/what-is-an-r-data-frame/>
- Gottschalk, P. (1998). IT-strategi: Sammenheng mellom plan og implementering. *Magma - Econas tidskrift for økonomi og ledelse*. 1998(5). Hentet fra: <https://www.magma.no/it-strategi-sammenheng-mellom-plan-og-implementering>
- Gripsrud, G., Olsson, U. H., & Silkoset, R. (2016). *Metode og Dataanalyse - Beslutningsstøtte for bedrifter ved bruk av JMP, Excel og SPSS* (3. utg.). Oslo: Cappelen Damm.
- Hagberg, J., Egels-Zandén, N., & Sundström, M. (2016). The digitalization of retailing: an exploratory framework. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 18(1), 694-712.
- Haptik Inc. (2017). *A conversation between tech and story*. Hentet 29. februar 2020 fra <https://haptik.ai/assets/pdf/report/Haptik%20Chatbot%20Report%2C%202017%20-%20A%20Conversation%20between%20Tech%20and%20Story.pdf>
- Haugnes, G. (2018, 23. mai). Teknologien som tar pulsen på folkedypet. *Digi.no*. Hentet fra <https://www.digi.no/artikler/teknologien-som-tar-pulsen-pa-folkedypet/437899>
- Huang, S., Tan, C., & Zhou, M. (2017). SuperAgent: A Customer Service Chatbot for E-commerce Websites. *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics-System Demonstrations*, 97–102.
- Hurley, R. (1998). Customer Service Behavior in Retail Settings: A Study of the Effect of Service Provider Personality. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 26(2), 115-127.
- IBM. (2020, 24. februar). A Computer Called Watson. Hentet fra <https://www.ibm.com/ibm/history/ibm100/us/en/icons/watson/>

- IKEA AS. (2019). *Årsberetning 2018/2019*. Hentet fra https://www.ikea.com/no/no/files/pdf/f9/41/f94139ec/ikea_arsberetning_fy19.pdf
- J. , E., & W.D., K. (2017, 3. mars). From Eliza to Internet: a brief history of computerized assessment. *Computers in Human Behavior*. 17(3), 295–314.
- Jeston, J., & Nelis, J. (2008). *Business Process Management Practical Guidelines to Successful Implementations* (2. utg.). Oxford: Elsevier.
- Kaplan, J. (2020, 7. mars). fastDummies: Fast Creation of Dummy (Binary) Columns and Rows from Categorical Variables. Hentet fra <https://cran.r-project.org/web/packages/fastDummies/index.html>
- Kindly. (2019, 1. desember). The most user-friendly way to make chatbots. Hentet fra <https://www.kindly.ai/nb/products>
- Kiseol, Y., & Forney, J. (2014, 14. april). The moderating role of consumer technology anxiety in mobile shopping adoption: differential effects of facilitating conditions and social influences. *Journal of Electronic Commerce Research*, 14(4), 334-347.
- LeCun, Y., Cortes, C., & Burges, C. J. (u.å.). *THE MNIST DATABASE of handwritten digits*. Hentet 10. mars 2020 fra <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>
- Lee, A. (2018, Januar 17). Worry Me, Natural Language Processing Doesn't. Hentet fra <https://blogs.gartner.com/adrian-lee/2018/01/17/worry-me-natural-language-processing-doesnt/>
- Lee, K., Jo, J., Kim, J., & Kang, Y. (2019). Can Chatbots Help Reduce the Workload of Administrative Officers? - Implementing and Deploying FAQ Chatbot Service in a University. *HCI International 2019 - Posters - 21st International Conference, HCII 2019, Proceedings*, 348–354.
- Leskovec, J., Rajaraman, A., & Ullman, J. D. (2020). *Mining of Massive Datasets*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Luepi, P. (2019, 8. mai). Making strides towards natural dialogue in broad scope virtual agents. Hentet fra <https://www.boost.ai/articles/making-strides-towards-natural-dialogue-in-broad-scope-virtual-agents>
- Lyons, J. (1995, 24. april). *Linguistic semantics : an introduction*. Cambridge, England/Cambridge: Cambridge University Press.
- Marthinsen, P. (2017, 18. desember). Kunstig intelligens i kundeservice. Hentet fra <https://www.maskineriet.no/innsikt/kunstig-intelligens-i-kundeservice/>
- Mello, R. F., & Ponti, M. A. (2018). *Machine Learning A Practical Approach on the*. Cham, Sveits: Springer .

- Moengen, T., Pettersen, I., & Andreassen, E. (2018). *Digitale muliggjørende teknologier påvirker hele næringslivet*. Hentet fra https://digital21.no/wp-content/uploads/2018/09/EG1_Muliggjørende_teknologier_Digital21_2018.pdf
- NHO Service og Handel. (2018). *Handel Statistikk og trender 2018*. Hentet fra <https://www.nhosh.no/contentassets/3bf857b8969247168d8e087a72a0017d/statistikk-og-trenderhandel2018.pdf>
- Nielsen, M. (2019). *Neural Networks and Deep Learning*. Hentet fra <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/>
- Nordahl, M. (2010, 6. september). Nervecellens stemme. *Forskning.no*. Hentet fra <https://forskning.no/hjernen/nervecellenes-stemme/828649>
- Nuruzzaman, M., & Hussain, O. K. (2018). A Survey on Chatbot Implementation in Customer Service Industry through Deep Neural Networks. *IEEE 15th International Conference on e-Business Engineering (ICEBE)*, 8.
- Parasuraman, A., Zeithaml, V., & Berry, L. (1985, autumn 1). A Conceptual Model of Service Quality and Its Implications for Future Research. *he Journal of Marketing*, 49(4), 41-50.
- PricewaterhouseCoopers. (2019, 1. desember). *Kunstig intelligens / AI*. Hentet fra <https://www.pwc.no/no/teknologi-omstilling/digitalisering-pa-1-2-3/kunstig-intelligens.html>
- Qi, P. (2019, 21. oktober). Answering Complex Open-domain Questions at Scale [blogginlegg]. Hentet fra <http://ai.stanford.edu/blog/answering-complex-questions/>
- Re:Media. (2020). *Fem refleksjoner om digital handel*. Hentet fra <https://kampanje.com/byraguiden/byraer/remedia/cases/fem-refleksjoner-om-digital-handel/>
- Robotic Process Automation. (u.d.) *Gartner Glossary*. Hentet 15. mars 2020 fra: <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/robotic-process-automation-rpa>
- Salecha, M. (2016, 5. oktober). Hentet Februar 10, 2020 fra Story of Eliza, The first Chatbot developed in 1966: <https://analyticsindiamag.com/story-eliza-first-chatbot-developed-1966/>
- Saunders, M., Lewis, P., & Thornhill, A. (2012). *Research Methods for Business Students*. Harlow i Essex: Pearson.
- Shaffer, C. A. (2011). *Data Structures and Algorithm Analysis in C++*. Virginia: Blacksburg: Dover Publications.

- Sengupta, R., Mehta, R., & Dadu, A. (2017). The Digital Workforce is here Understanding and Exploring Robotic. Hentet fra:
<https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/in/Documents/strategy/in-strategy-innovation-rpa-digital-workforce-noexp.pdf>
- Sheppard, B. H., Hartwick, J., & Warshaw, P. R. (1988). The Theory of Reasoned Action: A Meta-Analysis of Past Research with Recommendations for. *The Journal of Consumer Research*, 15(3), 325-343.
- Shevat, A. (2017). *Designing Bots: Creating Conversational Experiences*. Gravenstein Highway North: I. O'Reilly Media, Red.
- Solem, K. S. (2018, 21. november). Skal skru sammen nytt Ikea på tre år, slik er fremtidsstrategien, *Dagens Næringsliv*. Hentet fra
<https://www.dn.no/handel/ikea/digitalisering/clare-rodgers/skal-skru-sammen-nytt-ikea-pa-tre-ar-slik-er-fremtidsstrategien/2-1-481101>
- Solem, K. S. (2019, 7. februar). Konkursbølge i januar: – Høyeste vi har sett noensinne, *Dagens Næringsliv*. Hentet fra
<https://www.dn.no/handel/bisnode/konkurser/varehandel/konkursbolge-i-januar-hoyeste-vi-har-sett-noensinne/2-1-538107>
- Statistikk Sentralbyrå. (2020, 27. februar). Detaljomsetningsindeksen. *SSB*. Hentet fra:
<https://www.ssb.no/doi>
- Sucarrat, G. (2016). *Metode og Økonometri en moderne innføring*. Bergen: Fagbokforlaget.
- Thakur, A. (2018, 14. november). How virtual agents work and why you should care. Hentet fra: <https://www.boost.ai/articles/how-chatbots-work-and-why-you-should-care>
- Thakur, A. (2019, 11. februar). Reaching a deeper understanding of conversational AI. Hentet fra <https://www.boost.ai/articles/reaching-a-deeper-understanding-of-conversational-ai-through-deep-learning>
- Wakefield, Jane (2019, 14. september). The hobbyists competing to make AI human. *The BBC*. Hentet fra: <https://www.bbc.com/news/technology-49578503>
- Thomas, G. (2016). *How to Do Your Case Study* (2. utg.). Thousand Oaks, USA/California: SAGE Publications Ltd.
- Tidemann, A. (2018, Februar 20). Dyp Læring. *Store norske leksikon*. Hentet fra
https://snl.no/dyp_1%C3%A6ring
- Tidemann, A. (2020, 8. januar). Kunstig intelligens. *Det store norske leksikon*. Hentet fra
https://snl.no/kunstig_intelligens

- Tidemann, A., & Elster, A. (2019, 7. juni). maskinl ring. *Store norske leksikon*. Hentet fra <https://snl.no/maskinl%C3%A6ring>
- Tripathi, A. M. (2018). *Learning Robotic Process Automation*. Birmingham: Packt Publishing.
- Varey, R. J., Davey, J., Fitzpatrick, M., & Gr nroos, C. (2015). Relationality in the service logic of value creation. *Journal of Services Marketing*, 29(6), 463-473. Hentet fra https://www.researchgate.net/publication/282908537_Relationality_in_the_service_logic_of_value_creation
- Venkatesh, V. (1999). Creating Favourable User Perceptions: Exploring the Role of Intrinsic Motivation. *MIS Quarterly*, 23(2) , 239-260.
- Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies. *Management Science*, 46(2), 186-204.
- Venkatesh, V., Morris, M., Davis, G., & Davis, F. (2003). USER ACCEPTANCE OF INFORMATION TECHNOLOGY: TOWARD A UNIFIED VIEW. *MIS Quarterly*, 27(3), 425-478.
- Venkatesh, V., Thong, J., & Xu, X. (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *MIS Quarterly*, ss. 157-178.
- Venkatesh, V., Thong, J., & Xu, X. (2016, 5. mai). Unified Theory of Acceptance and Use of Technology: A Synthesis and the Road Ahead. *Journal of the Association for Information Systems*, 17(5), 328-376.
- Wang, Y., & Petrina, S. (2013). Using Learning Analytics to Understand the Design of an Intelligent Language Tutor – Chatbot Lucy. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 4(11), 124-131.
- Wooldridge, J. (2012). *Introductory Econometrics: A modern Approach* (5. utg.). Mason, USA/Ohio: SOUTH-WESTERN CENGAGE Learning.
- Yin, R. (2003). *Case Study Research: Design and Method*. London: Sage Publications

Vedlegg

A1: Intervjuer

Intervjuguide: IKEA prosjektmedarbeider

Spørsmål vedrørende før implementering (automatiseringsbehov i kundeservice):

1. Hvorfor ønsker dere å automatisere deler av kundeservicetjenesten til IKEA?
2. Hva var grunnlaget for beslutningen om å ta i bruk chatbot i deres kundeservice?
3. Hvilke typer analyser ble gjort på forhånd som indikerte til automatisering av kundeservicetjenesten deres?
4. Hvilke forventninger hadde dere knyttet til arbeidet av chatboten?
5. Hvilke forventninger hadde dere i forhold til resultatet av chatboten før dere begynte med arbeidet?
6. Hvorfor valgte dere Boost Ai som leverandør av chatboten?
7. Hvilke forventninger hadde dere til NetNordic?

Spørsmål vedrørende konstruksjon av chatbot i IKEAs kundeservice:

8. Oppstod det noen utfordringer underveis som eventuelt forsinket lanseringen av chatboten?
9. Har det blitt gjort endringer underveis i forhold til hva dere ønsket om at chatboten skulle løses?
10. Hvordan var oppfølgingen fra NetNordic? Er dere fornøyde med deres bidrag under perioden som chatboten var under konstruksjon?
11. Var det intuitivt og smidig å arbeide med Boost Ai sin chatbotplattform når det gjelder å tilpasse chatboten etter kundenes henvendelser?
12. Har målet om å nå høyest mulig kundetilfredshet vært i fokus under byggingen av chatboten?

Spørsmål vedrørende etter lansering av chatboten:

13. Oppstod det utfordringer etter at chatboten ble lansert?
14. Fikk dere noen umiddelbare reaksjoner fra de ansatte eller fra kunder i forhold til chatboten?
15. Ble alle planlagte kundefølgende (intensjoner) lansert eller ble enkelte intensjoner eliminert før lanseringen?
16. Hvor lenge skal chatboten være live? Har dette tidsestimatet endret seg underveis før selve lanseringen, eller har den vært fast under hele prosessen?
17. Endret deres forventninger til chatboten etter lanseringen?

Intervjuguide: IKEA prosjektleder

Spørsmål vedrørende før implementering (automatiseringsbehov i kundeservice):

1. Hvem tok avgjørelsen/beslutningen om å implementere chatbot i deres kundeservice?
2. Hvorfor ønsker dere å automatisere deler av kundeservicetjenesten til IKEA?
3. Hva var grunnlaget for beslutningen om å ta i bruk chatbot i deres kundeservice?
4. Hvilke typer analyser ble gjort på forhånd som indikerte til automatisering av kundeservicetjenesten deres?
5. Hvilke forventninger hadde dere knyttet til arbeidet av chatboten?
6. Hvilke forventninger hadde dere i forhold til resultatet av chatboten før dere begynte med arbeidet?
7. Hvorfor valgte dere Boost som leverandør av chatboten?
8. Hvilke forventninger hadde dere til NetNordic?

Spørsmål vedrørende konstruksjon av chatbot i IKEAs kundeservice:

9. Oppstod det noen utfordringer underveis som eventuelt forsinket lanseringen av chatboten?
10. Har det blitt gjort endringer underveis i forhold til hva dere ønsket om at chatboten skulle løses?
11. Endret deres forventninger til hva chatboten kunne løse underveis i bygge - fasen?
12. Hvordan var oppfølgingen fra NetNordic? Er dere fornøyde med deres bidrag under perioden som chatboten var under konstruksjon?
13. Var det intuitivt og smidig å arbeide med Boost sin chatbot plattform i forhold til å tilpasse chatboten etter kunder sine henvendelser?
14. Har målet om å nå høyest mulig kundetilfredshet vært i fokus under byggingen av chatboten?

Spørsmål vedrørende etter lansering av chatboten:

15. Oppstod det utfordringer etter at chatboten ble lansert?
16. Fikk dere noen umiddelbare reaksjoner fra de ansatte eller fra kunder i forhold til chatboten?
17. Ble alle planlagte kundefølgende (entiteter) lansert eller ble enkelte entiteter eliminert før lanseringen?
18. Hvor lenge skal chatboten være live? Har dette tidsestimatet endret seg underveis før selve lanseringen, eller har den vært fast under hele prosessen?
19. Har det blitt gjort endringer av chatboten underveis etter at den ble lansert?
20. Har dere mottatt tilbakemeldinger fra kunder vedrørende chatboten fra andre kanaler (positive eller negative)? (eksempelvis per telefon eller mail).
21. Endret deres forventninger til chatboten etter lanseringen?

Intervjuguide: Konsulent hos NetNordic

Spørsmål om NetNordic og deres segment:

1. Opplever NetNordic stor interesse for chatboter hos selskaper på tvers av bransjer?
2. Fra hvilken/hvilke bransje(r) har dere flest kunder?
3. Hvordan er deres fremtidsutsikter og hvordan har veksten vært de seneste årene?
4. Hvorfor mener du at det er viktig at selskaper som NetNordic fungerer som et mellomledd mellom kunde og selve leverandøren av chatbotplattformen?
5. Hvordan er kundetilfredsheten hos deres kunder etter implementeringen av chatboter?
6. Har dere vært involvert i implementering av chatboter til andre formål enn kundeservice?

Generelle spørsmål om chatbot:

7. Hva tror NetNordic i forhold til om chatbot er en trend eller noe som permanent kommer til å eksistere i lang tid framover?
8. Hva egner chatbot seg mest til?
9. Hva kan ikke løses av en chatbot?
10. Hva slags potensiale tror du chatbot har i kundeservicesammenheng, uavhengig av bransje?
11. Hvilke bransjer benytter seg av chatbot mest og hvilke bransjer egner seg best til bruk av chatbot?

Spørsmål knyttet til IKEA og detaljhandel:

12. Hvordan har samarbeidet med IKEA fungert?
13. Har dere tro på at chatbot i IKEA sitt kundeservice senter vil skape nytte for IKEA?
14. Chatbot i detaljhandelsbransjen er relativt nytt, men flere aktører som eksempelvis IKEA og Elkjøp er i gang med å implementere chatboter. Tror dere at flere aktører vil gjøre det samme eller er dette noe som befinner seg lenger fram i tid?
15. Hvordan er interessen for chatbot hos selskaper som befinner seg i detaljhandelsbransjen generelt?

Intervjuguide: Selger hos Boost Ai

Generelle spørsmål om chatboter:

1. Hva tror Boost Ai i forhold til om chatbot er en trend eller noe som permanent kommer til å eksistere i lang tid framover?
2. Hvordan ser utviklingen av chatbot ut?
3. Hvor mange er det som jobber med selve utviklingen av chatboten?
4. Hva egner chatbot seg mest til?
5. Hva kan ikke løses av en chatbot?
6. Hvordan er det med variasjon som er et stort problem i detaljhandelsbransjen?
7. Hvilke bransjer benytter seg av chatbot mest og hvilke bransjer egner seg best til bruk av chatbot?

Spørsmål knyttet til IKEA og detaljhandel:

8. Hvordan har samarbeidet med IKEA fungert?
9. Har dere tro på at chatbot i IKEA sitt kundeservice vil skape nytte for IKEA?
10. Chatbot i varehandelsbransjen er relativt nytt, men flere aktører som eksempelvis IKEA og Elkjøp er i gang med å implementere chatboter. Tror dere at flere aktører vil gjøre det samme eller er dette noe som befinner seg lenger fram i tid?
11. Hvordan er interessen for chatbot hos selskaper som befinner seg i detaljhandel?

Spørsmål om Boost Ai og deres segment:

12. Opplever Boost Ai stor interesse for chatbot hos selskaper på tvers av bransjer?
13. Fra hvilken/hvilke bransje(r) har dere flest kunder?
14. Hvordan er deres fremtidsutsikter og hvordan har veksten vært de seneste årene?
15. Hvorfor bruker dere andre selskaper, som eksempelvis NetNordic, som et mellomledd mellom kunder?
16. Hvordan er kundetilfredsheten hos deres kunder etter implementeringen av chatboter?
17. Benyttes deres chatboter til andre formål enn kun kundeservice?

Intervjuguide: Konsulent hos Kantar

Spørsmål vedrørende bakgrunnsinformasjon vedrørende spørreundersøkelsen relatert til chatbots:

1. Kan du fortelle om bakgrunnen og hensikten i forbindelse med markedsundersøkelsen utført i forbindelse om chatbot?
2. Hva slags kanaler bruker selskaper når de skal hjelpe kunder med problemer, og hvordan klarer en chatbot løse en sak vs en person?
3. Hva slags type undersøkelse ble gjennomført om chatbot?
4. Kan du beskrive korrespondentene i undersøkelsen?
5. Hvordan nådde dere fram til korrespondentene?
6. Hvor lenge pågikk spørreundersøkelsen?

Spørsmål vedrørende funn fra markedsundersøkelser:

1. Kan du fortelle om funnene i spørreundersøkelsen og hvilke resonnerer dere har gjort basert på funnene?
2. Eksisterer det feilkilder eller bias i funnene?
3. Vil du/dere påstå at funnene i undersøkelsen er gode/valide nok til å danne konklusjoner?
4. På bakgrunn av funnene i undersøkelsen, hvordan ser utviklingen omkring chatboter ut?

Generelle spørsmål om chatbot:

1. Har du brukt chatbot(er) og hvilke erfaringer har du?
2. Eksisterer det noen likheter mellom funnene i undersøkelsen og dine erfaringer med chatbot(er)?
3. Det eksisterer lite forskning omkring chatboter. Likevel velger mange bedrifter å implementere chatboter som en del av deres automatiseringsprosess. Hva tror Kantar kan være årsaken(e) til dette?
4. Eksisterer det lignende undersøkelser eller andre typer undersøkelser omkring chatboter?
5. Tror Kantar at chatbot er en trend eller et varig fenomen?

Samtykkeerklæring

Vil du delta i forskningsprosjektet

”Et case studie om implementeringen av en chatbot i varehandelbransjen”

Formål

Dette prosjektet er i forbindelse med masteroppgaveavhandlingen ved Norges Miljø- og Biovitenskapelige Universitet. Masteroppgaven omhandler automatisering av IKEA sin kundeservicesenter, hvor vår oppgave fokuserer på implementeringen av chatbot i kundeservicesammenhenger innenfor detaljhandel. Hensikten med oppgaven er å beskrive hele prosessen fra en chatbot blir designet, implementert og hvilke effekter chatbots tilfører kundeservicesenteret. Oppgaven vil altså løses som en casestudie. Oppgaven vil også avdekke hvilke faktorer som vil påvirke kunder av IKEA til å bruke en chatbot..

Hvem er ansvarlig for forskningsprosjektet?

Norges Miljø- og Biovitenskapelige Universitet samt IKEA Norge.

Hvorfor får du spørsmål om å delta?

IKEA startet prosjektet i januar og jobbet jevnlig med dette våren 2020. Du har enten:

1. Vært en av nøkkelpersonene i prosjektet og vi vil gjerne få høre dine synspunkter om implementeringen, potensiale chatboten har.
2. Gjort arbeid tidligere rundt chatbot og sitter på informasjon som kan assistere vår studie.

Vi ser det som mest hensiktsmessig å få flere synspunkter og vinkler med vedrørende implementeringsprosessen og tanker omkring chatbot, da denne avhandlingen skal bidra til at fremtidige bedrifter innenfor vareandelsbransjen kan finne inspirasjon og nytte ved å få framstilt chatbot implementeringsprosessen hos IKEA

Hva innebærer det for deg å delta?

IKEA Norge ønsker å kontinuerlig forbedre deres kundeservice og ønsker å implementere en chatbot slik at den kan svare på flere henvendelser automatisk. Derfor lurte vi på om du har muligheten til å utføre et intervju. All data blir anonymisert i oppgaven og det vil ikke gis ut noen sensitive opplysninger. Du må være fylt 18 år for å delta.

Det er frivillig å delta

Det er frivillig å delta i prosjektet. Hvis du velger å delta, kan du når som helst trekke samtykke tilbake uten å oppgi noen grunn, fram til publisering av oppgave 15.mai 2020. Alle

opplysninger om deg vil da bli anonymisert. Det vil ikke ha noen negative konsekvenser for deg hvis du ikke vil delta eller senere velger å trekke deg.

Dine rettigheter

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

- innsyn i hvilke personopplysninger som er registrert om deg, og å få utlevert en kopi av opplysningene,
- å få rettet personopplysninger om deg,
- å få slettet personopplysninger om deg, og
- å sende klage til Datatilsynet om behandlingen av dine personopplysninger.

Ditt personvern – hvordan vi oppbevarer og bruker dine opplysninger

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

1. Studenter som er en del av dette prosjektet, prosjektgruppen i IKEA samt veileder for studentene ved Norges Miljø- og Biovitenskapelige Universitet vil få tilgang til dataene som samles inn. Funnene i denne oppgaven vil bli publisert på offentlig arkiv (Brage).

2. *Navn og stillingstittel vil ikke bli publisert i oppgaven, men vi bli byttet ut med generelle navn som Kari og Ola. Din stillingstittel vil heller ikke bli publisert direkte, men du vil stå som en representant for din bedrift/organisasjon.*

Deltakerne vil ikke kunne gjenkjennes i publikasjon. Navn blir byttet ut. Masteroppgaven vil bli publisert på www.brage.bibsys.no.

Hva skjer med opplysningene dine når vi avslutter forskningsprosjektet?

Prosjektet skal etter planen avsluttes 15.05.2020. Datasamlingen vil deretter bli slettet fra alle lagrede enheter. Dataen blir kun lagret på en ekstern harddisk i mellomtiden som er alltid oppbevart trygt.

Hva gir oss rett til å behandle personopplysninger om deg?

Vi behandler opplysninger om deg basert på ditt samtykke.

På oppdrag fra *Norges Miljø- og Biovitenskapelige Universitet* har NSD – Norsk senter for forskningsdata AS vurdert at behandlingen av personopplysninger i dette prosjektet er i samsvar med personvernregelverket.

Hvor kan jeg finne ut mer?

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

Norges Miljø- og Biovitenskapelige Universitet, Frode Alfnes (*veileder*) på frode.alfnes@nmbu.no

Norges Miljø- og Biovitenskapelige Universitet, Cornelia Claudia Cornolis (*student*) på corneliacornolis@gmail.com

Norges Miljø- og Biovitenskapelige Universitet, Nicholas Mork (*student*) på nicholas.adrian.mork@nmbu.no

Vårt personvernombud: Hanne Pernille Gullbrandsen, personvernombud@nmbu.no eller telefon: 402 81 558
NSD – Norsk senter for forskningsdata AS, på epost (personverntjenester@nsd.no) eller telefon: 55 58 21 17.

Med vennlig hilsen

Frode Alfnes

Cornelia Claudia Cornolis og Nicholas Mork

Veileder

Studenter

Samtykkeerklæring

Jeg har mottatt og forstått informasjon om prosjektet En casestudie om bruken av chatboter i kundeservicesenteret i varehandelsbransjen, og har fått anledning til å stille spørsmål. Jeg samtykker til:

- å delta i
- intervjuet blir tatt opp og bevart fram til 15.05.2020
- at min data blir brukt til å besvare forskningsspørsmålet

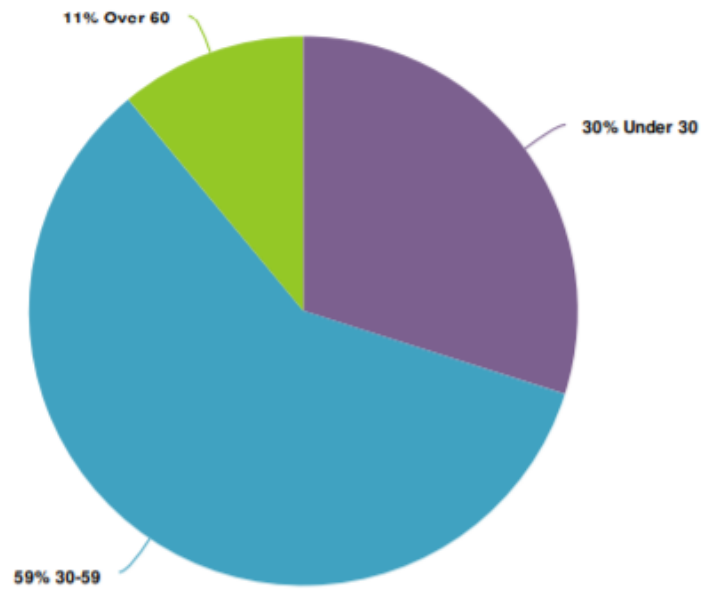
Jeg samtykker til at mine opplysninger behandles frem til prosjektet er avsluttet, ca. 15.05.2020

(Signert av prosjektdeltaker, dato)

A2: Spørsmål og svar fra spørreundersøkelsen

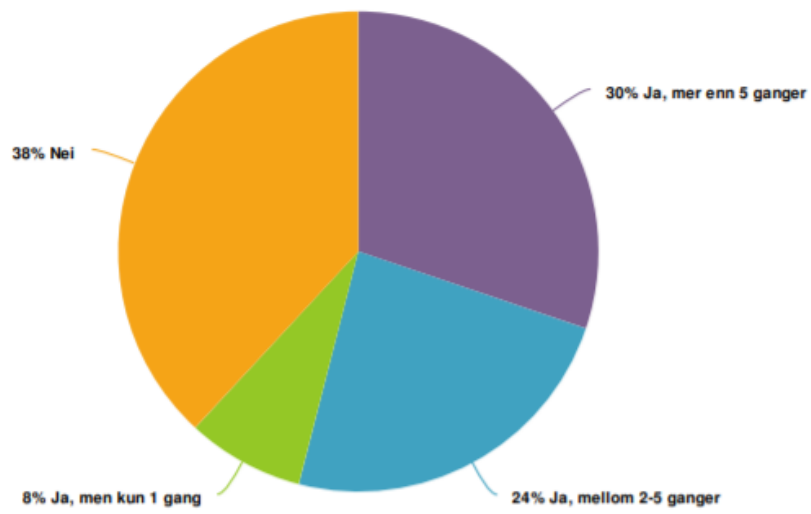
Spørsmål	Svaralternativ					Variabel
	Under 30	Mellom 30-59	Over 60			AGE
Dummyvariabel for alder	D5 _{AGE30}		D4 _{AGE60+}			
Svar:	29,9 %	59,1%	11 %			
Har du brukt chatbot tidligere?	Nei	Ja, men kun 1 gang	Ja, mellom 2-5 ganger	Ja, mer enn 5 ganger		EXP
Dummyvariabel for erfaring	D3 _{EXPNEI}	D1 _{EXPmer1}		D3 _{EXPMER5}		
Svar:	38,1 %	7,9 %	23,8 %	30,2 %		
Basert på tidligere erfaringer med chatbot, hvor tilfreds er du med bruken av chatbot generelt?	Svært tilfreds	Tilfreds	Nøytral	Utilfreds	Svært utilfreds	Ikke benyttet
Svar:	2,6 %	24,4 %	29,5 %	19,2 %	24,4%	
I hvilken grad klarte IKEA chatboten å løse henvendelsen din?	I svært stor grad	I stor grad	Nøytral	I liten grad	I svært liten grad	PE
Svar:	12,6 %	14,2 %	11 %	13,4 %	48,8 %	
Jeg opplever at IKEA chatboten svarer på mine spørsmål raskere enn om jeg skulle kontaktet kundeservicesentret	Svært enig	Enig	Nøytral	Uenig	Svært uenig	CS
Svar:	13,4 %	27,6 %	11%	12,6 %	35,4 %	
Jeg synes det var enkelt å bruke chatboten	Svært enig	Enig	Nøytral	Uenig	Svært uenig	EE
Svar:	18,9 %	5,5 %	21,3 %	5,5 %	21,3 %	
Det var enkelt å finne frem til chatboten	Svært enig	Enig	Nøytral	Uenig	Svært uenig	FC
Svar:	21,3 %	35,4 %	25,2 %	4,7 %	13,4 %	
Det å benytte seg av chatbot er fascinerende	Svært enig	Enig	Nøytral	Uenig	Svært uenig	HM
Svar:	11,8 %	22,8 %	23,6 %	10,2 %	31,5 %	
Hvor sannsynlig er det at du kommer til å benytte deg av IKEA chatboten neste gang du har et behov for å kontakte kundeservice i fremtiden?	Svært Sannsynlig	Sannsynlig	Nøytral	Usannsynlig	Svært usannsynlig	BI
Svar:	11,8 %	23,6 %	22,0 %	11 %	31,5 %	

1. Hvor gammel er du?



Value	Percent	Responses
Under 30	29.9%	38
30-59	59.1%	75
Over 60	11.0%	14
		Totals: 127

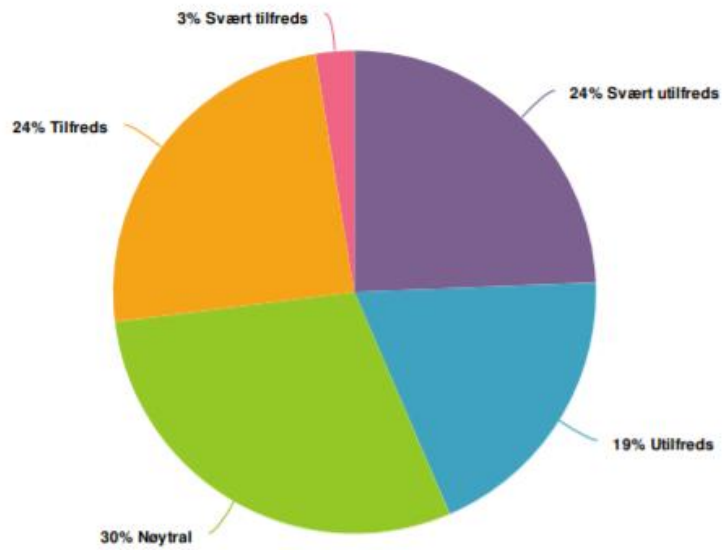
2. Har du brukt chatbot tidligere?



Value	Percent	Responses
Ja, mer enn 5 ganger	30.2%	38
Ja, mellom 2-5 ganger	23.8%	30
Ja, men kun 1 gang	7.9%	10
Nei	38.1%	48

Totals: 126

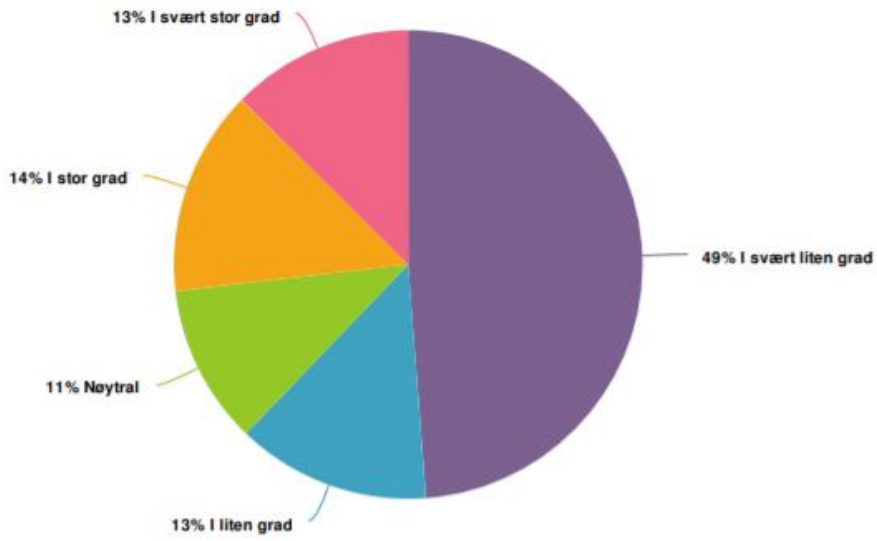
3. Se bort i fra opplevelsen du nettopp har hatt med chatbotten fra IKEA. Basert på dine tidligere erfaringer med chatbotter, hvor tilfreds er du med bruken av chatbot generelt?



Value	Percent	Responses
Svært utilfreds	24.4%	19
Utilfreds	19.2%	15
Nøytral	29.5%	23
Tilfreds	24.4%	19
Svært tilfreds	2.6%	2

Totals: 78

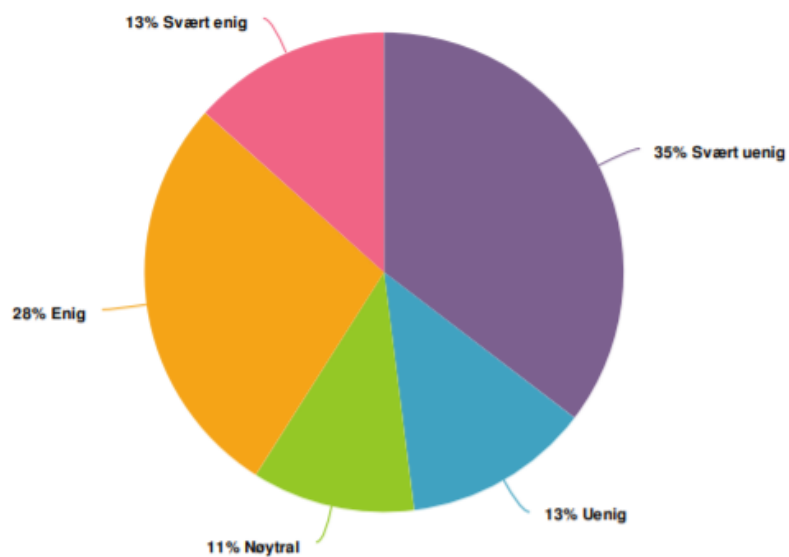
4. I hvilken grad klarte IKEA chatbotten å løse hendvanselsen din?



Value	Percent	Responses
I svært liten grad	48.8%	62
I liten grad	13.4%	17
Nøytral	11.0%	14
I stor grad	14.2%	18
I svært stor grad	12.6%	16

Totals: 127

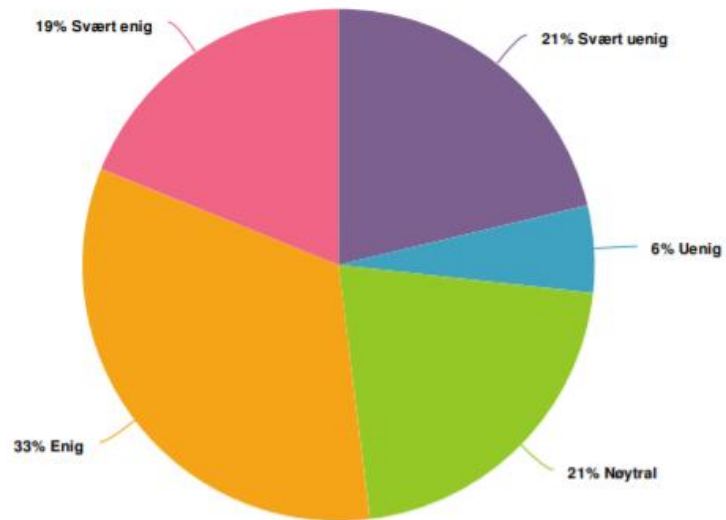
5. I hvilken grad er du enig eller uenig med følgende påstanden: Jeg opplever at IKEA Chatbotten svarer på mine spørsmål raskere enn om jeg skulle kontaktet kundeservicesenteret.



Value	Percent	Responses
Svært uenig	35.4%	45
Uenig	12.6%	16
Nøytral	11.0%	14
Enig	27.6%	35
Svært enig	13.4%	17

Totals: 127

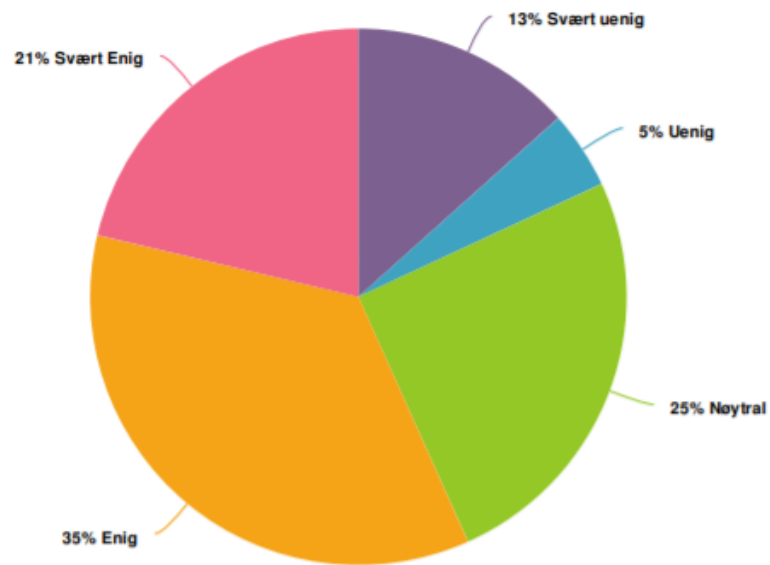
6. I hvilken grad er du enig eller uenig med følgende påstand: Jeg synes det var enkelt å bruke IKEA chatbotten.



Value	Percent	Responses
Svært uenig	21.3%	27
Uenig	5.5%	7
Nøytral	21.3%	27
Enig	33.1%	42
Svært enig	18.9%	24

Totals: 127

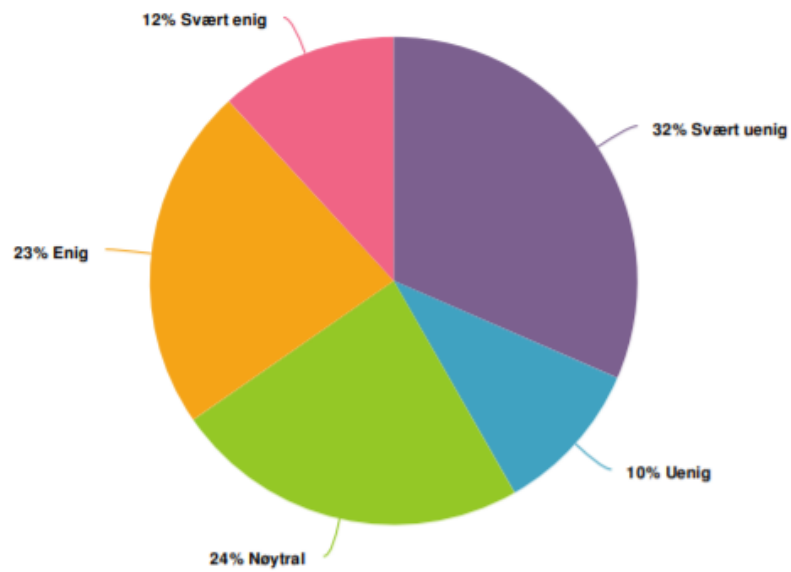
7. I hvilken grad er du enig eller uenig med følgende påstand: Det var enkelt å finne fram til IKEA chatboten.



Value	Percent	Responses
Svært uenig	13.4%	17
Uenig	4.7%	6
Nøytral	25.2%	32
Enig	35.4%	45
Svært Enig	21.3%	27

Totals: 127

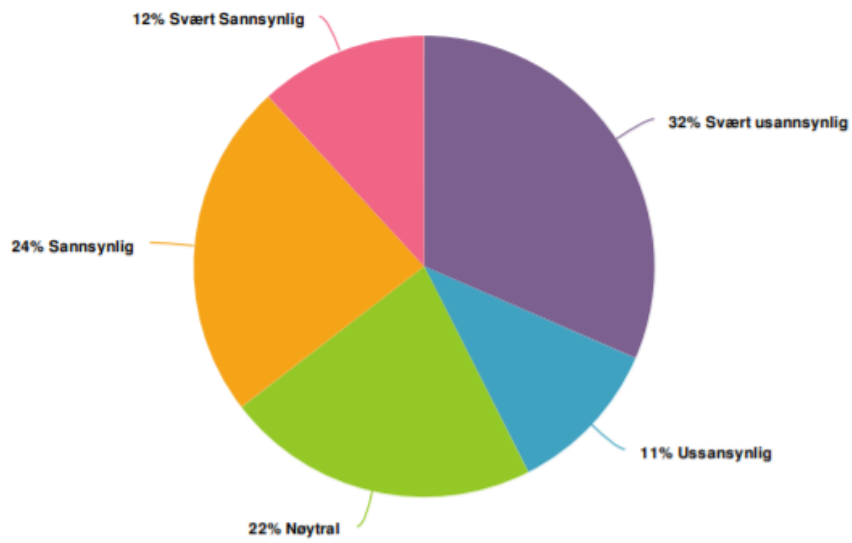
8. I hvilken grad er du enig eller uenig med følgende påstand: Det å benytte seg av en chatbot er fascinerende.



Value	Percent	Responses
Svært uenig	31.5%	40
Uenig	10.2%	13
Nøytral	23.6%	30
Enig	22.8%	29
Svært enig	11.8%	15

Totals: 127

9. Hvor sannsynlig vil det være at du kommer til å benytte deg av IKEA Chatbotten neste gang du har et behov for å kontakte kundeservice i fremtiden?



Value	Percent	Responses
Svært usannsynlig	31.5%	40
Ussansynlig	11.0%	14
Nøytral	22.0%	28
Sannsynlig	23.6%	30
Svært Sannsynlig	11.8%	15
Totals:		127

A3: Validering av forskningsmodell

Validering av forskningsmodell

For å kunne å oppnå den beste minste kvadraters metode estimatoren (MKM) må antagelsene til Gauss Markov oppfylles. Dette gjør at T-verdiene er T-fordelt og F-verdiene er F-fordelt i sine endelige utvalg (Sucarrat, 2016). Dette muliggjør bruken av T-test og F-test til å forkaste nullhypoteser. I dette vedlegget gjennomgås disse forutsetningene.

Linearitet i parameterne MLR.1

Woolridge (2012, s. 157) hevder at en modell må være lineær i parameterne og må kunne skrives som en lineær funksjon. Forskningsmodellen som er utviklet kan skrives på en lineær form som gjør at første forutsetning er oppfylt.

Ingen multikollinearitet MLR.2

For å kunne oppfylle Gauss Markovs andre forutsetning, må ingen av de uavhengige variablene være konstante. I tillegg kan det ikke være et eksakt lineært forhold mellom de uavhengige variablene (Wooldridge, 2012).

En måte å undersøke om en modell har utfordringer tilknyttet multikollinearitet, er å undersøke variansinflasjonsfaktoren (VIF). En høy VIF verdi kan indikere at regresjonen er utsatt for multikollinearitet og byr på et problem for estimering.

Variabel	VIF
PE	2,88
HM	1,94
CS	3,05
FC	1,56
EE	2,23
D1 _{EXPmer1}	1,24
D2 _{EXPmer5}	1,62
D3 _{EXPNei}	1,61
D4 _{AGE60+}	1,09
D5 _{AGE30-}	1,18

Woolridge (2012, s98) hevder at ingen variabler bør ha en VIF over 10. I vårt datasett har variabelen CS den høyeste VIF verdien på 3,05 og variabelen $D4_{AGE60+}$ har den laveste VIF verdien på 1,09. Variablene har en gjennomsnittlig VIF verdi på 1,84 og dette tyder på at det ikke forekommer multikollinearitet.

Feilleddet har en gjennomsnittsverdi tilnærmet lik 0 MLR.3

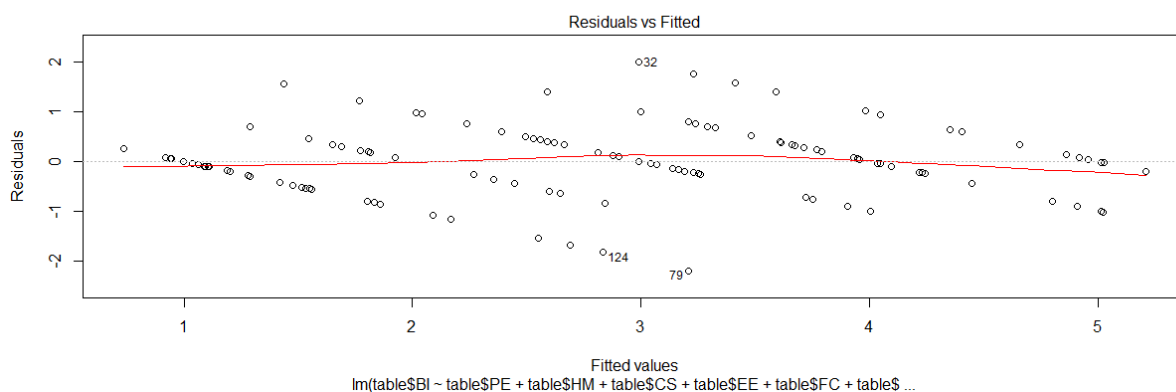
Gjennomsnittsverdien til residualene er på $-9,67e-17$ som tilsvarer 0. Dette betyr at Gauss Markovs tredje forutsetning er oppfylt.

Utvalget er tilfeldig MLR.4

Gauss Markovs fjerde forutsetning er at det eksisterer et tilfeldig utvalg med n-antall observasjoner (Woolridge, 2012, s.158). Vårt utvalg består av IKEAs kunder som benyttet seg av chatboten og ønsket å delta på undersøkelsen. Alle kunder som benyttet seg av chatboten fikk muligheten til å delta, noe som tilsier at utvalget er tilfeldig og Gauss Markov fjerde forutsetning er oppfylt.

Homoskedastisitet MLR.5

En forutsetning for å kunne utføre en minste kvadraters metode regresjon, er at det må være konstant varians i feilleddet (Wooldridge, 2012).



I grafen ovenfor vises residualverdiene på y-aksen, mot de predikerte verdiene på x-aksen. Den røde linjen viser fordelingen mellom de to forskjellige verdiene. Grafen viser at fordelingen ligger tilnærmet 0 og det er få ekstremalpunkter. I tillegg tydes et konstant mønster i feilleddet. Dette indikerer at modellen ikke er utsatt for problemet heteroskedastisitet og modellen er derfor homoskedastisk.

For å validere antakelsen om at modellen er homoskedastisk, utførte vi en Breusch-Pagan (BP) test for heteroskedastisitet (ncvTest i R). Det utføres en regresjon på de kvadrerte residualverdiene på hver av de uavhengige variablene (Wooldridge, 2012). I BP testen er hypotesene formulert slik:

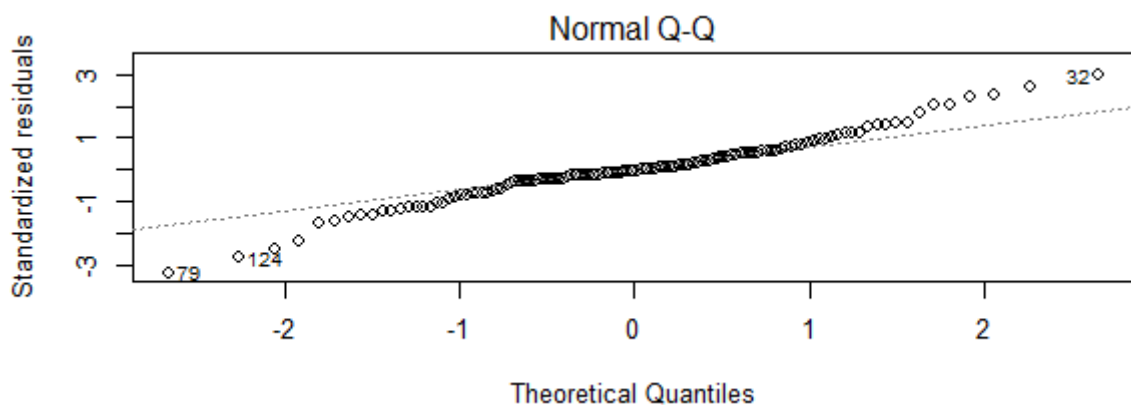
H_0 : Modellen er homoskedastisk

H_A : Modellen er heteroskedastisk

BP testen ga en P-verdi på 0.19 og med en $\alpha = 0,05$. Vi kan dermed ikke forkaste nullhypotesen og modellen er homoskedastisk. Gauss Markovs femte forutsetning er oppfylt.

Normalfordeling MLR6

Den siste forutsetningen til Mark Gauss er normalfordeling.



Grafen ovenfor er et kvartilidiagram som viser fordelingen av observasjoner mot normalfordelingen. Hvis dataen er normalfordelt, bør observasjonene ligge tett på den rette linjen. Det er noen observasjoner i endepunktene som ikke ligger på linjen, men stort sett følger observasjonene den rette linjen som tyder på at det er normalfordelt. Gauss Markovs sjette forutsetning er dermed oppfylt.

A4: R kode

```
1  library("fastDummies") #Brukes for å konstruere
   dummyvariabler
2  library("corrplot") # For å lage korrelasjonsplot
3  library("ggplot2") #Brukt for å plote statistikk
4  library("ggfortify") #For å plote dignostikk rundt
   funksjonen
5  library("car") #For å benytte seg av VIF funksjonen +
   Breuch Pagan test
6
7
8
9
10 #Laste inn data som en csv fil
11 data <- read.csv("C:/Users/nicho/Desktop/data
   test/datafinfin.csv", stringsAsFactors = FALSE, sep =
   ";")
12
13
14
15 #####
16 #Steg 1: Omgjøre alle tekstverdier til tallverdier ved
   hjelp av lapply
17
18 table <- data.frame(lapply(data, function(x){
19   gsub("Svaert uenig",1, x)
20   }))
21
22 table <- data.frame(lapply(table, function(x){
23   gsub("Uenig",2, x)
24   }))
25
26 table <- data.frame(lapply(table, function(x){
27   gsub("Noeytral",3, x)
28   }))
29
30 table <- data.frame(lapply(table, function(x){
31   gsub("Enig",4, x)
32   }))
33
34 table <- data.frame(lapply(table, function(x){
35   gsub("Svaert enig",5, x)
36   }))
37
38 #Fikset svaert uenig til svaert enig
39
40 table <- data.frame(lapply(table, function(x){
```

```

41  gsub("I svaert liten grad",1, x)
42  )))
43
44  table <- data.frame(lapply(table, function(x) {
45  gsub("I liten grad",2, x)
46  })))
47
48
49  table <- data.frame(lapply(table, function(x) {
50  gsub("Noeytral",3, x)
51  })))
52
53  table <- data.frame(lapply(table, function(x) {
54  gsub("I stor grad",4, x)
55  })))
56
57  table <- data.frame(lapply(table, function(x) {
58  gsub("I svaert stor grad",5, x)
59  })))
60
61
62
63
64  #Svaert utilfreds til tilfreds
65  table <- data.frame(lapply(table, function(x) {
66  gsub("Svaert utilfreds",1, x)
67  })))
68
69  table <- data.frame(lapply(table, function(x) {
70  gsub("Utilfreds",2, x)
71  })))
72
73
74  table <- data.frame(lapply(table, function(x) {
75  gsub("Noeytral",3, x)
76  })))
77
78
79  table <- data.frame(lapply(table, function(x) {
80  gsub("Tilfreds",4, x)
81  })))
82
83
84  table <- data.frame(lapply(table, function(x) {
85  gsub("Svaert tilfreds",5, x)
86  })))
87
88  #had to use this to make it work
89  table <- data.frame(lapply(table, function(x) {
90  gsub("Svaert 4",5, x)
91  })))

```

```

92
93 #ussansynlig - sannsynlig
94
95
96 table <- data.frame(lapply(table, function(x){
97   gsub("Svaert usannsynlig",1, x)
98   }))
99
100 table <- data.frame(lapply(table, function(x){
101   gsub("Ussansynlig",2, x)
102   }))
103
104
105
106 table <- data.frame(lapply(table, function(x){
107   gsub("Noeytral",3, x)
108   }))
109
110 table <- data.frame(lapply(table, function(x){
111   gsub("Sannsynlig",4, x)
112   }))
113
114 table <- data.frame(lapply(table, function(x){
115   gsub("Svaert Sannsynlig",5, x)
116   }))
117
118
119
120 table <- data.frame(lapply(table, function(x){
121   gsub("Svaert 4",5, x)
122   }))
123
124
125
126 # Nå skal tabellen "table" inneholde alle data med
127 tallverdier
128 #####
128 # Steg 2: Konstruere dummyvariabler med pakken
129 fastDummies
130
131 #konstruerer den første dummyvariabelen for alder (AGE).
132 #Fjerner en dummyvariabel for å unngå dummyfellen
132 tableAge <-
132   dummy_cols(table$Hvor.gammel.er.du.,select_columns = NULL
132   ,remove_first_dummy = TRUE, remove_most_frequent_dummy =
132   FALSE, ignore_na = FALSE, split = NULL,
132   remove_selected_columns = FALSE)
133 #Her lages en ny tabell med kun dummyvariablene

```

```

134 #For å kunne slå sammen to tabeller, må funksjonen
    "merge" brukes. Da er man avhengig av å ha en lik
    identifikator både den nye og den gamle tabellen.
135
136
137 #lager en ny kolonne med samme identifikator (id) verdi
    som i tabellen «table»
138
139 tableAge$ID <- 1:nrow(tableAge)
140
141
142 # bruker funksjonen "merge" og slår sammen de nye
    dummyvariablene inn i den opprinnelige tabellen
143 totalTable <- merge(table,tableAge, by.x="ID" )
144
145
146
147 # Konstruksjon av variabelen erfaring (EXP). Fjerner en
    av dummyvariablene for å unngå dummyfellen.
148
149 tableExp <-
dummy_cols(table$Har.du.brukt.chatbot.tidligere.,select_column
    s = NULL , remove_first_dummy = TRUE,
    remove_most_frequent_dummy = FALSE, ignore_na =
    FALSE, split = NULL, remove_selected_columns = FALSE)
150
151 #Lager ny kollonne med samme identifikator verdi
152 tableExp$ID <- 1:nrow(tableExp)
153
154
155 # Lager en ny tabell for å inkludere dummyvariablene
    for erfaring ved å slå sammen tabellen totalTable og
    tableExp.
156
157 totalTable <- merge(totalTable,tableExp, by = "ID")
158
159 # Nå skal tabellen totalTable inneholde alle verdier i
    tall og de korrekt spesiifiserte dummyvariablene
160
161 # Steg 3. Endrer navn i kollonnene til de ønskelige
    variabelnavnene
162
163
164
165
166 names(totalTable)[names(totalTable)
    == "Hvor.gammel.er.du."] <- "AGE"
167 names(totalTable)[names(totalTable)
    == "Har.du.brukt.chatbot.tidligere."] <- "EXP"
168 names(totalTable)[names(totalTable) ==

```

```

"Se.bort.i.fra.opplevelsen.du.nettopp.har.hatt.med.chatbotten.
fra.IKEA..Basert.påfå..d
ine.tidligere.erfaringer.med.chatbotter..hvor.tilfreds.er
.du.med.bruken.av.chatbot.gen.erelt.Å.Å."] <- "EXP_PE"
169  names(totalTable)[names(totalTable)
=="I.hvilken.grad.klarte.IKEA.chatbotten.ÅfÅ..loese.hendv
enselsen.din."] <- "PE"
170  names(totalTable)[names(totalTable)
=="Hvor.gammel.er.du."] <- "alder"
171  names(totalTable)[names(totalTable)
=="I.hvilken.grad.er.du.enig.eller.uenig.med.foelgende.på
fÅ.standen..Jeg.opplever.at.IKEA.Chatbotten.svarer.påfÅ..
mine.spoersmÅfÅ.l.raskere.enn.om.jeg.skulle.kontaktet.kun
d.eservicesenteret."] <- "CS"
172  names(totalTable)[names(totalTable)
=="I.hvilken.grad.er.du.enig.eller.uenig.med.foelgende.på
fÅ.stand..Jeg.synes.det.var.e
nkelt.ÅfÅ..bruke.IKEA.chatbotten."] <- "EE"
173  names(totalTable)[names(totalTable)
=="I.hvilken.grad.er.du.enig.eller.uenig.med.foelgende.på
fÅ.stand..Det.var.enkelt.ÅfÅ.
.finne.fram.til.IKEA.chatboten."] <- "FC"
174  names(totalTable)[names(totalTable)
=="I.hvilken.grad.er.du.enig.eller.uenig.med.foelgende.på
fÅ.stand..Det.ÅfÅ..benytte.se
g.av.en.chatbot.er.fascinerende.Å.Å."] <- "HM"
175  names(totalTable)[names(totalTable)
=="Hvor.sannsynlig.vil.det.vaere.at.du.kommer.til.ÅfÅ..be
nytte.deg.av.IKEA.Chatbotten.
neste.gang.du.har.et.behov.for.ÅfÅ..kontakte.kundeservice
.i.fremtiden."] <- "BI"
176
177  #sjekker at kollonenavnene er riktig spesifisert
178  colnames(totalTable)
179
180  #Steg 4. Verdiene er tallverdier, men de er faktor
verdi i R og ikke spesifisert som numeriske verdier.
181  #Dette gjør at det ikke er mulig å gjøre beregninger
enda. Derfor må det utføres en siste
182  # Tallomgjøring
183
184  totalTable$PE <- as.numeric(totalTable$PE)
185  totalTable$HM <- as.numeric(totalTable$HM)
186  totalTable$CS <- as.numeric(totalTable$CS)
187  totalTable$BI <- as.numeric(totalTable$BI)
188  totalTable$EE <- as.numeric(totalTable$EE)
189  totalTable$FC <- as.numeric(totalTable$FC)
190  totalTable$EXP_PE <- as.numeric(totalTable$EXP_PE)
191
192  #Spesifiser den nye tabllen med numeriske verdier og
dummyvariabler som "table"

```

```

193 table <- totalTable
194
195 # Nå er alle verdiene spesifisert korrekt og kan brukes
    til å gjøre beregninger.
196
197
198
199 #Konstruksjon av forskningsmodellen
200 regModel <- lm(table$BI ~ table$PE + table$HM + table$CS
    + table$EE + table$FC + table$`.data_Ja, men kun 1 gang`
    + table$`.data_Ja, mer enn 5 ganger` + table$.data_Nei +
    table$`.data_Over 60 ` + table$`.data_Under
    30`)
201
202 # Resultat fra forskningsmodellen
203 summary(regModel)
204
205
206
207 # Konstruksjon av den begrensede forskningsmodellen
208 regModelBiPEHMEE <- lm(table$BI ~ table$PE + table$HM +
    table$EE)
209
210
211 summary(regModelBiPEHMEE)
212
213
214
215
216 # Tester for BLUE (Gaus Markos sine 6 forutsetninger)
217 #####
218 # Forutsetning 1: Linær i paramaterene
219 # Modellen kan spesifiseres på en linær funksjon og
    oppfyller
220 # Dette kravet
221
222
223
224 # Forutsetning 2: Ingen multikolaritet
225 #####
226 # Bruker Variance Influence Factor funksjonen vif
    vif(regModel)
227
228 # Ingen av variablene har en høyere VIF enn 3.05.
229 # Forutsetningen er oppfylt
230
231
232
233 # Forutsetning 3: Feiledet har en gjennomsnittsverdi
    # tilnærmet lik 0
234 #####
235 # Feiledet har en gjennomsnittsverdi tilnærmet lik 0

```



```

237
238 mean(regModel$residuals)
239 # Gjennomsnittet er -4.280372e-17 som tilsvarer
    0.000000000000000004280372
240 # Så denne forutsetningen er oppfylt
241
242 # Forutsetning 4: Utvalget er tilfeldig
243 #####
244 # Utvalget er tilfeldig ettersom tilfeldig antall
245 # kunder kunne utføre undersøkelsen og vi hadde mulighet
    til
246 # å kalkulere hvor mange prosent som utførte den
247
248
249
250
251 # Forutsetning 5: Homoskedastisitet
252 #####
253 ncvTest(regModel)
254 # P-verdi på 0,19. Kan ikke forkaste nullhypotesen og
    modellen
255 # er derfor homoskedastisk
256
257 # Forutsetning 6: Normalfordeling
258 #####
259 par(mfrow = c(2,2))
260 plot(regmodel)
261
262 # Modellen ser linær ut i q-q plot. Da det er en
    tilnærmet
263 # rett linje med få ytterpunkter

```



Norges miljø- og biovitenskapelige universitet
Noregs miljø- og biovitenskapelige universitet
Norwegian University of Life Sciences

Postboks 5003
NO-1432 Ås
Norway