

Marianne Aasen

# Amazon Go – En studie om norsk forbrukeradopsjon og forbrukeraksept

En kvantitativ studie



Universitetet i Sørøst-Norge  
Fakultet for USN Handelshøyskolen  
Institutt for Økonomi, markedsføring og jus.  
Postboks 235  
3603 Kongsberg

<http://www.usn.no>

© 2022 Marianne Aasen

Denne avhandlingen representerer 30 studiepoeng

## Forord

Denne masteravhandlingen er en del av min mastergrad i økonomi og ledelse med spesialisering innenfor markedsføringsledelse ved Universitetet i Sør-Øst Norge, Ringerike.

Jeg ønsker først og fremst å takke mine veiledere Izabela Leskiewicz Sandvik og Sinem Acar-Burkay for at de tok seg tid til å gi meg veldig god veiledning til å kunne gjennomføre denne masteravhandlingen.

Jeg ønsker også å takke min familie og mine venner for deres tålmodighet under min tid som student. Etter mange år som student gjøres det med stor stas å kunne takke for meg hos USN. Det har vært en spennende og givende tid som har gjort meg klar for en fremtid med mange nye utfordringer.

Dato/Sted:

15.05.2022 / Ringerike

Marianne Aasen

## Sammendrag

Denne studien tar for seg brukeraksepten til den norske forbrukeren i matbutikk. Formålet med denne studien er å undersøke hvilke faktorer som påvirker den norske forbrukerens interesse til å benytte seg av kunstig intelligens når de handler i matbutikken. Studiens grunnlag kommer fra matbutikk-konseptet til Amazon Go; «Just Walk Out» som ikke enda eksisterer i Norge. Det teoretiske rammeverk er basert på teorien til Davis (1989) som er en teori om begrunnet handling (TRA). Teknologiaksept-modellen (TAM) kommer grunnleggende fra teorien TRA, og er en velegnet teori for teknologiaksept. Det er benyttet en utvidet TAM-modell i denne studien der hvor faktorene forventet nytte (PU), forventet brukervennlighet (PEOU), forventet anonymitet (PA), forventet personvernsrisiko (PPR) og subjektive normer (SN) studeres mot hverandre og mot brukerintensjon (UI). I tillegg blir det sett på hvordan de demografiske faktorene utdanning, kjønn og alder kan påvirke brukerintensjon. Med tanke på studiens problemstilling er denne studien bygget opp gjennom en kvantitativ metode med en deduktiv tilnærming. Analysene er bygget på resultatene fra en spørreundersøkelse som er besvart av 203 respondenter. Undersøkelsens fundament stammer fra Davis, Bagozzi & Warshaw (1989), Venkatesh & Davis (2000), Hite, Voelker & Robertson (2014), Dinev & Hart (2006) og Yu & Song (2021) som har kunnet bekrefte denne studiens reliabilitet. De innsamlede dataene er analysert i faktor- og regresjonsanalyse der programmet SPSS, Statistical Package for the Social Sciences, versjon 28.0.0.0 (190) er benyttet. Disse analysene har kunnet gi oss grunnlag for å teste de forskjellige hypotesene. Studiens resultater har vist hvordan nytte og brukervennlig ikke kunne måles hver for seg, og det ble derfor ikke mulig å teste de ønskede hypotesene ved disse begrepene. Kjernefaktorene som kunne vise til en signifikant effekt på brukerintensjonen ved interesse for bruk av Amazon Go er PU og PEOU sammenslått, PA, PPR, i tillegg til faktoren SN. Av de målte demografiske karakteristikkene var det kun utdanning som hadde en signifikant effekt på brukerintensjonen, mens alder ble funnet å kunne påvirke indirekte gjennom andre faktorer. Funnene i denne studien viser at det finnes villighet hos den norske forbrukeren til å adoptere Amazon Go, men siden studien er begrenset burde det forskes videre med færre begrensinger for å oppnå tydeligere sammenhenger mellom de ulike faktorene ved brukerintensjon av Amazon Go.

Nøkkelord: Amazon Go, Just Walk Out, teknologiaksept, brukeraksept, brukerintensjon, forventet nytte, forventet brukervennlighet, forventet anonymitet, forventet personvernsrisiko og subjektive normer.

## Innholdsfortegnelse:

1 Innledning .....	1
1.1 Oppgavens problemstilling .....	2
1.2 Amazon Go Case .....	3
1.2.1 Kunstig intelligens.....	3
1.2.2 Teknologien gjennom handleturen .....	4
2 Teori og litteraturgjennomgang.....	8
2.1 Intensjonsmodellen (TRA) .....	9
2.2 Teknologiaksept-modellen (TAM) .....	10
2.3 Den konseptuelle modell og hypoteseutvikling .....	12
2.3.1 Forventet nytteverdi og brukervennlighet -effektene .....	15
2.3.2 Forventet anonymitet og personvernsrisiko -effektene.....	16
2.3.3 Subjektive normer -effektene .....	19
2.3.4 Alder.....	20
3 Metode .....	22
3.1 Studiens design .....	22
3.2 Målutvikling .....	23
3.2.1 Skalautvikling og spørreundersøkelse .....	23
3.2.2 Operasjonalisering av variablene.....	25
3.2.3 Validitet og reliabilitet.....	28
3.2.4 Generalisering .....	29
3.3 Datainnsamling .....	30
3.4 Dataanalyse.....	31
3.4.1 Kurtose og skjevhet .....	31
3.4.2 Eksplorerende faktoranalyse.....	32
3.4.3 Korrelasjonsanalyse.....	32
3.4.4 Regresjonsanalyse .....	34
3.5 Resultater .....	36
3.5.1 Deskriptiv analyse .....	36
3.5.2 Demografiske karakteristikk .....	38
3.5.3 Test av reliabilitet og validitet.....	41
3.5.4 Eksplorerende faktoranalyse.....	43
3.5.5 Korrelasjonsanalyse.....	47

3.5.6 Multippel regresjonsanalyse .....	49
3.6 Oppsummering av hypotesetesting: .....	58
4 Diskusjon .....	59
4.1 Teoretiske og ledelsesmessige implikasjoner .....	66
4.2 Begrensinger og videre forskning .....	67
5. Konklusjon .....	69
Litteraturliste .....	70
Vedlegg 1 Studiens spørreundersøkelse .....	73
Vedlegg 2 .....	81

#### **Figurer:**

<i>Figur 1 Amazon Go - "Scan to enter" og "Grab a bag" (Amazon, c, u.å.)</i> .....	5
<i>Figur 2 Amazon Go - "Load up" og "Skip the Checkout" (Amazon, c, u.å.)</i> .....	6
<i>Figur 3 Teorimodellene TRA, TAM og TPB – Morris &amp; Venkatesh (2000)</i> .....	8
<i>Figur 4 TRA-modellen - Davis et al. (1989)</i> .....	10
<i>Figur 5 Teknologiaksept-modellen TAM - Davis et al. (1989)</i> .....	11
<i>Figur 6 Konseptuell modell av en utvidet TAM-modell (Yu &amp; Song (2021))</i> .....	13
<i>Figur 7 Konseptuell modell med hypoteser</i> .....	21

#### **Tabeller:**

<i>Tabell 1 En forenklet litteraturliste</i> .....	14
<i>Tabell 2 Operasjonalisering av variablene og begrepene</i> .....	26
<i>Tabell 3 Frekvenstabell for brukerintensjonen</i> .....	36
<i>Tabell 4 En deskriptiv frekvensanalyse av variablene</i> .....	37
<i>Tabell 5 Demografiske resultater</i> .....	39
<i>Tabell 6 Brukerintensjon mot alder, kjønn og utdannelse</i> .....	40
<i>Tabell 7 Måling av undersøkelsens reliabilitet</i> .....	41
<i>Tabell 8 KMO and Barlett's Test</i> .....	43

<i>Tabell 9 Resultater ved eksplorerende faktoranalyse</i> .....	44
<i>Tabell 10 Total Variance Explained</i> .....	45
<i>Tabell 11 4-Faktor reliabilitetstest</i> .....	46
<i>Tabell 12 En deskriptiv frekvensanalyse med PU_PEOU</i> .....	47
<i>Tabell 13 Korrelasjonsmatrise</i> .....	48
<i>Tabell 14 Model Fitting Information</i> .....	50
<i>Tabell 15 "Parameter Estimates" med avhengig variabel Brukerintensjon</i> .....	51
<i>Tabell 16 Ordinal Linear Regression: PU</i> .....	52
<i>Tabell 17 Coefficients PU_PEOU</i> .....	53
<i>Tabell 18 Ordinal Linear Regression: PA</i> .....	54
<i>Tabell 19 Coefficients PA</i> .....	55
<i>Tabell 20 Ordinal Linear Regression: PPR</i> .....	55
<i>Tabell 21 Coefficient PPR</i> .....	56
<i>Tabell 22 Ordinal Linear Regression: SN</i> .....	57
<i>Tabell 23 Coefficient SN</i> .....	57
<i>Tabell 24 Hypotesetesting</i> .....	58

## 1 Innledning

Amazon lanserte i 2018 en utradisjonell butikk bestående av kunstig intelligens og fravær av kasser, nemlig Amazon Go med konseptet «Just Walk Out». Dette kunne benyttes av alle som har en smarttelefon (Wingfield, 2018). Kundene kunne starte handleturen med å skanne sin kode fra applikasjonen til Amazon Go og deretter gå gjennom portene inn i butikken (Polacco & Backes, 2018). I motsetning til den tradisjonelle butikken møtte ikke kundene handlevogner og handlekurver, men handleposer de kunne putte varene direkte oppi. Grunnen til dette var fordi betalingsprosessen hos Amazon Go var automatisert og derfor ville hver vare som ble tatt fra hyllen bli automatisk registrert på kundekontoen. Om kunden skulle ombestemme seg om en vare ville også dette bli fjernet fra kontoen på samme måte (Wingfield, 2018). For å få til dette konseptet har Amazon utviklet et system som benytter seg av kunstig intelligens (KI). Systemet innehar veldig mange små kameraer som er plassert rundt omkring i butikken, og som kan identifisere hvert eneste produkt som er i butikken. Med slik maskinlæringsprogramvare kan systemet fange opp hvilket produkt det er uten at produktene må ha noen kode eller skannes (Wingfield, 2018).

I 2021 lanserte Amazon Go «Just Walk Out» konseptet i Storbritannia under butikknavnet Amazon Fresh. I tillegg hadde Amazon åpnet 26 filialer i USA (Redman, 2021). Det kan derfor virke som at konseptet har vært en suksess og at det er rom for utvidelser. I Norge har noen butikker prøvd seg på lignende prosjekter. En av disse er Alltimat 24-sju som har som fokus å drive ubemannede og døgnåpne dagligvarebutikker i Norge. Systemet er ikke like smart som Amazon Go, men mobilen er hjelpemiddelet for å komme seg inn i den ubetjente butikken med bruk av BankID og en QR-kode. Før kunden kan forlate butikken må varene registreres i en kasse. De er derfor ikke like langt fremme når det gjelder teknologi som Amazon er (Zondag, 2021). Mens Amazon opplever utfordringer med krav om kontanter i butikkene i USA, er Norge blant landene som har kommet lengst når det gjelder et kontantløst samfunn (Wingfield, 2021). Det er derfor grunn til å tro at det kan være et stort potensial for Amazon Go og konseptet «Just Walk Out» i Norge. Potensielle utfordringer med å få til et slikt konsept i Norge er å oppnå forbrukeraksept innen bruken av kunstig intelligens. Tidligere studier har vist til at forbrukerens brukerintensjon og holdning til konseptet avhenger av opplevd nytte (Davis, Bagozzi & Warshaw, 1989, s.982).

Nyere studier har også vist til at det kan være andre faktorer som påvirker brukerintensjonen til kunden. Dette kan være fordi samfunnet vi lever i har endret seg kraftig de siste tiårene.



Med teknologiens utvikling og forbrukerens bruk av smarttelefoner og komplekse systemer vil den opplevde brukervennligheten kunne bli påvirket og der igjen påvirke holdningen og brukerintensjonen til Amazon GO (Venkatesh, 2000, s.356). Andre faktorer innen teknologien som kan påvirke brukerintensjonen og holdningen til konseptet er den forventede anonymiteten og personvernsrisikoen hos en forbruker når forbrukeren skal velge hvilken butikk kunden vil handle i. Den norske forbrukeren kan i dag trolig handle i matbutikker uten å bli registrert dersom kunden handler med kontanter. Tidligere forskning har vist til at den forventede anonymiteten påvirker forbrukerens brukerintensjon og holdninger (Hite, Voelker & Robertson, 2014, s.23). En forbruker kan vurdere sin oppfattede personvernsrisiko på mange forskjellige måter. Tidligere forskning har vist til at mange forbrukere trolig vil bytte bort sitt personvern dersom fristelsene er sterke nok (Dinev & Hart, 2006, s.61).

En faktor som har blitt bevist og motbevist en rekke ganger i dens påvirkningskraft for holdning og brukerintensjon er de subjektive normene. De subjektive normene kan ses på som sosiale påvirkninger fra mennesker som forbrukerne ser opp til (Fishbein & Ajzen, 1975, s.302). Det kan med andre ord være så enkelt som påvirkningskraft fra familie, venner eller en kjent person. Brukerintensjonen har vist seg å trolig kunne være en viktig faktor for at Amazon Go i Norge skulle kunne bli en suksess. Det er derfor i denne masteroppgaven interessant å studere hvordan disse forskjellige aspektene kan påvirke forbrukeradopsjonen.

## **1.1 Oppgavens problemstilling**

Teknologien har i de siste tiårene utviklet seg i et raskt tempo og det moderne samfunnet blir stadig mer moderne. Norge er et land som er langt fremme på teknologi og konseptet «Just Walk Out» er derfor ikke utenkelig. I denne masteroppgaven er det derfor blitt utarbeidet denne problemstillingen:

*Hvilke faktorer påvirker brukerintensjonen av forbrukeradopsjon til Amazon Go i Norge og i hvilken grad er norske forbrukere villige til å adoptere det?*

For å kunne finne svar på dette er det viktig å studere alle de forskjellige faktorene som muligens kan ha en påvirkningskraft. Det vil derfor i denne oppgaven bli gjennomgått teorier og bli utført analyser ved forventet- nytte, brukervennlighet, anonymitet, personvernsrisiko og samt de subjektive normer. Det er også interessant å se på hvordan enkelte demografiske karakteristikk hos den enkelte forbruker kan ha en påvirkningskraft.

Denne oppgaven er i hovedsak basert på TRA-modellen til Davis (1989) og beveger seg utover mot en utvidet TAM-modell, på nyere forskning der faktorene forventet anonymitet og forventet personvernsrisiko blir vurdert. Videre vil det bli utarbeidet en rekke hypoteser. Det vil i denne masteroppgaven bli utført en kvantitativ og nettbasert spørreundersøkelse der resultatene vil bli analysert innen analyseringsverktøyet SPSS for å kunne gi svar til oppgavens hypoteser.

## **1.2 Amazon Go Case**

For å kunne studere hva Amazon Go konseptet faktisk er, må vi aller først se nærmere på forståelsen av kunstig intelligens. Videre vil vi være i stand til å kunne se med bedre klarhet når vi går gjennom teknologien hos butikken Amazon Go, og hvordan systemet fungerer i praksis.

### **1.2.1 Kunstig intelligens**

Amazon Go sin «Just Walk Out» teknologi består blant annet av vektsensorer, dyplæringsteknologi og overhead-kameraer som kan beskrives som kunstig intelligens (KI) (Redman, 2021). For å kunne forstå denne teknologien må vi gå litt tilbake i tid. KI har nemlig eksistert siden før 1900-tallet, men fikk først sitt begrep i 1956. KI har hele tiden, allerede fra starten av, etterlignet menneskelig intelligens (Tidemann, 2020). Den kunstige intelligensen innehar algoritmer som betegnes som smarte, og vi har algoritmer både i dataverden og i oss mennesker selv. Algoritmer kan forstås som etiske regler og normer som vi innehar. Det kan være å vite at man ikke håndhilser under koronapandemien, eller at man tar av seg skoene når man kommer inn hos andre. Samfunnet er fullt av algoritmer og et annet godt eksempel er bilkjøring. Å ta førerkort kan sies å være en test for å se om man har forstått algoritmene som hører til å kjøre bil (Goodwin, 2020, s.14-16).

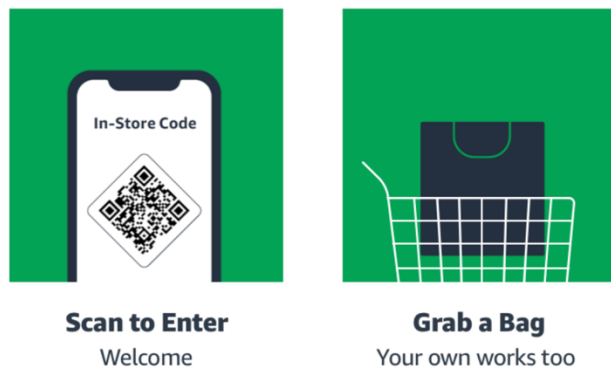
De første metodene med KI ble introdusert i 1987, men det er først i senere tid at KI med sine algoritmiske beslutninger har blitt mer utbredt og benyttet sammen med menneskesentriske anvendelser (Angelov et al., 2021). Årsakene til dette er at maskinene i de siste ti årene har vært kraftigere og datamengdene har vært i større antall. Med disse nye systemene kunne man trene opp store modeller i et høyt tempo og ha det klart på relativt kort tid (Tidemann, 2021).

Siden omtrent 2010 skapte regnekraften, metodikken og mengdene av data et stort framskritt der man kunne prøve ut KI i industrien (Tidemann, 2020). KI har vist potensiale til å kunne skape revolusjon i både industrien og i samfunnet. Menneskets ytelsesgrad blir ofte overgått av KI, i størst grad ved nøyaktighet, dyp læring, bilde- og talegjenkjenning og språkoversettelse (Angelov et al., 2021). Systemer som kjennetegnes som KI er datamaskiner som klarer å løse oppgaver der det ikke er blitt gitt instruksjoner fra et menneske. Det finnes mange intelligente systemer, og disse blir i utgangspunktet delt opp i to forskjellige modeller. Den ene modellen er såkalte ekspertsystemer som baserer seg på regelbaserte modeller (Tidemann, 2021). Denne modellen beveger seg utenfor denne oppgavens interesse og vil derfor ikke bli sett nærmere på. Den andre modellen kalles for maskinlæring og baserer seg på datadrevne modeller der hvor maskinene lærer underveis i stedet for å bli programmert (Tidemann, 2021). Maskinlæring er algoritmer som starter med et utgangspunkt der den ikke kan noen ting, til å deretter lære seg selv underveis ved prøving og feiling (Tidemann, 2021). Dette kalles for lærende algoritmer og gir dataprogrammene en reell sjanse til å bli virkelig smarte (Goodwin, 2020, s.17). Maskinlæring starter derfor på bar bakke, men kan hjelpes med veiledning gjennom for eksempel overvåket læring. Overvåket læring vil si at et menneske må bistå maskinen og trene opp modellen til å bli smartere på for eksempel bildegjenkjenning (Tidemann, 2021). Det betyr med andre ord at man ikke programmerer algoritmene, men lar dem lære. Man kan likevel mate algoritmene med forskjellig kunnskap og eksempler for å oppnå et høyere intelligensnivå (Goodwin, 2020, s.18).

### **1.2.2 Teknologien gjennom handleturen**

For å kunne handle hos Amazon Go må man ha en rekke ting på plass. Man må først og fremst ha en oppdatert smarttelefon, slik som for eksempel iPhone. Man må også ha applikasjonen (appen) til Amazon «Amazon Shopping». Denne kan lastes ned gratis fra «App Store», «Amazon Appstore» eller «Google Play» avhengig av hvilken type smarttelefon man har. Til sist må man ha en konto hos Amazon for å kunne benytte seg av konseptet. Slik som man kan se ved figur 1 på neste side vil kunden ved inngangen måtte åpne appen på sin smarttelefon og ta frem «In-Store Code». Dette er en QR-kode som kunden skanner ved inngangen, blir identifisert med og kan entre butikken. Noen av Amazon Go butikkene har også kommet med en annen løsning der kunden kan bruke et bankkort som er knyttet til Amazon-kontoen (Amazon, b, u.å.). Figur 1 på neste side viser også hvordan Amazon Go satser på et konsept der kunden ikke bruker handlevogn, men en pose. Dette vil være med på

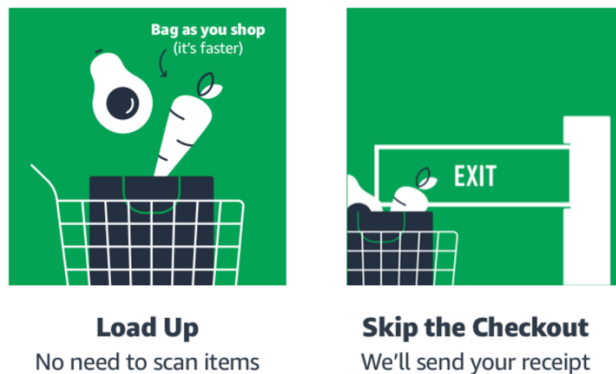
å kunne minimere antallet bevegelser kunden må gjøre under handleturen med tanke på at kunden kan putte varene direkte i posen og ikke måtte ta varene i en handlevogn først (Amazon, c, u.å.).



*Figur 1 Amazon Go - "Scan to enter" og "Grab a bag" (Amazon, c, u.å.)*

En av teknologiene som Amazon Go benytter seg av er sensorfusjon. En sensorfusjon øker påliteligheten og nøyaktigheten til resultatene ved at den samler inn data fra de forskjellige sensorene som er rundt i butikken. Sensorene består blant annet av hyller som måler vekt og trykksensorer som samler inn data. I tillegg kan dataene fra de forskjellige sensorene, inkludert bildeanalyser, bistå hverandre med dataene som er samlet inn. Dette betyr at sensorene kan fange opp hvilket produkt som plukkes eller settes tilbake ved at bildeanalysen kan minimere listen over mulige produkter, mens dataene om vekt kan gi et mer konkret svar på hvilket produkt det faktisk er (Bishop, 2016). Produkter som tas ut av hyllen blir registrert på kunden og belastet kontoen når kunden går ut av butikken. Derfor må kunden passe på at alle varene som ble tatt ut av hyllen er varer som kunden faktisk vil ha, og at produktet settes tilbake på en hylle dersom kunden ombestemmer seg. Et produkt som gis videre til en annen kunde vil likevel bli registrert på kunden som tok varen i utgangspunktet. Derfor er det viktig at kunden som tok varen først, setter den tilbake før neste kunde tar produktet (Amazon, b, u.å.). På grunn av denne teknologien vil også butikkyveri bli lettere å unngå da kameraene er såpass smarte at de klarer å fange opp varene som prøves å stjeles (Wingfield, 2018). Denne nye teknologien er veldig nyttig for Amazon samtidig som at den er innovativ for kundene. Dette på grunn av at kundene får en lettere handleopplevelse, mens Amazon sitter igjen med store mengder med verdifull data av kunden og kundens handlemønster (Polacco & Backes, 2018).

Når kunden har plukket ferdig varene og puttet dem i posen, så kan kunden bare bevege seg ut av butikken uten å gjøre noe mer slik som figur 2 nedenfor viser oss. Dette er mulig på grunn av Amazon sin teknologi der hvor de har et område ved utgangen med mange kameraer som registrerer at kunden forlater butikken. Når systemet registrerer at kunden forlater butikken, blir varene som kunden tok ut av hyllene bli registrert og belastet kundens Amazon-konto (Bishop, 2016).



*Figur 2 Amazon Go - "Load up" og "Skip the Checkout" (Amazon, c, u.å).*

For dagligvarebransjen kan det være en fordel for den enkelte butikk å tilby smartere teknologi til kundene da dette gir butikken verdifull informasjon tilbake. For eksempel har Amazon fått utviklet et system som heter «Amazon Go-app» hvor kundene kan skanne sin mobiltelefon ved adkomst og som frigjør kunden fra å måtte stå i kø eller legge varene sine på et kassebånd (Polacco & Backes, 2018). Kassene er som en flaskehals, og flaskehalsen finnes ikke ved Amazon Go der hvor kunden bare kan bevege seg rett ut med varen (Earwaker, 2022, s.21). Kundene får en lettere handleopplevelse, mens Amazon sitter igjen med store mengder med verdifull data av kunden og kundens handlemønster (Polacco & Backes, 2018).

Koden på appen er ikke kun forbeholdt eieren av kontoen, og kunden kan derfor ha med seg venner og familie inn i butikken ved å skanne koden sin. Alt de tar ut av hyllene og ut av butikken blir belastet kontoen til eieren (Amazon, a, 2022). Butikken gir en kontaktløs handleopplevelse der kunden ikke trenger å registrere noe som helst annet enn sin app ved inngangen. Likevel vil de ha mange ansatte i butikken som står klare for å hjelpe kunden og gi gode kundeopplevelser (Amazon, a, 2022). Kundene ønsker ofte å kunne ha muligheten til å komme i kontakt med en butikkansatt for å blant annet kunne spørre om tips eller hjelp (Earwaker, 2022, s.21). Akkurat slik som den første smarttelefonen ikke var den beste, vil

også teknologien ved Amazon Go bli bedre og skape mer brukervennlig handleopplevelse (Earwaker, 2022). Med utgangspunkt i problemstillingen vil teorien i de følgende kapitlene bli presentert i form av definisjoner og ulike vinklinger innenfor litteraturen. Dette vil kunne gi bedre en forståelse for forbrukerens aksept av teknologi samt hvilke faktorer som blir påvirket av dette.

## 2 Teori og litteraturgjennomgang

Teknologiaksept er en viktig faktor for å finne ut av om forbrukerne finnes i Norge for et slikt system som Amazon Go har utviklet. I mange tiår har prosessen med å skape applikasjoner og systemer som folk er villige til å bruke vært i fokus, og det har vært svært komplisert å finne ut av hvorfor det har oppstått aksept eller avvisning av teknologi (Davis et al., 1989).

Som vist i figur 3 nedenfor er det mest sannsynlig TRA som omhandler grunnleggende teori om begrunnet handling (Venkatesh, 2000, s.346).



Figur 3 Teorimodellene TRA, TAM og TPB – Morris & Venkatesh (2000).

Videre har TRA-modellen blitt benyttet for å utvikle en annen modell som heter teori om planlagt atferd (TPB). Denne modellen er blitt brukt mye innenfor en rekke forskning, deriblant forskning for å studere hvordan ny teknologi blir akseptert av brukere (Morris & Venkatesh, 2000, s.377). Forholdene mellom holdninger, normer og kontroll blir sett på som determinanter for intensjoner og atferd i TPB modellen. Intensjoner var inkludert i den opprinnelige modellen, men kan i senere modeller ses bort i fra på grunn av de objektive målene for atferd ved forskning. Man kan på denne måten studere effektene mot atferd direkte (Morris & Venkatesh, 2000, s.377). Blant de viktigste determinantene i TPB er A som tidligere er forklart som forbrukerens holdning mot en atferd. Videre er SN en viktig determinator som handler om innflytelsen på brukeren ved teknologi. Som tidligere nevnt påvirkes SN i stor grad av påvirkning fra andre. Den siste determinanten som er viktig i TPB er opplevd atferdskontroll (PBC) (Morris & Venkatesh, 2000, s.377). PBC måles av brukerens mening om hvorvidt teknologien er lett eller vanskelig å utføre, eller av definisjonen fra Ajzen (1991) ifølge Morris & Venkatesh (2000) som er:

*«folks oppfatning av lettheten eller vanskeligheten  
ved å utføre atferden av interesse»*

- Morris & Venkatesh, 2000, s. 377.

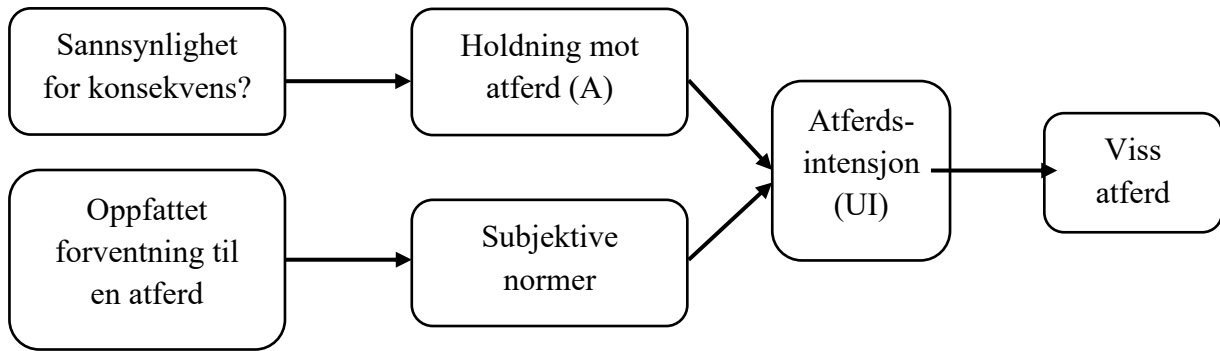
En annen modell som har benyttet seg av TRA som grunnleggende modell, er TAM-modellen som er teknologiakseptmodellen (Venkatesh, 2000, s.346). Den sistnevnte modellen er den modellen som er mest interessant for denne studien. For å kunne forstå TAM-modellen på best mulig måte er det av interesse å ta en liten titt på TRA modellen også. TAM har ifølge Venkatesh & Davis (2000) blitt funnet ved flere empiriske studier som forklarende for variansen i brukerintensjoner og atferd ved omtrentlig 40 prosent av tilfellene. I tillegg blir TRA og TPB sammenlignet ved bruken av modellen TAM (Venkatesh & Davis, 2000, s. 186). Derfor er det nødvendig i denne masteroppgaven å ha kjennskap til TPB ved mulige senere vurderinger. I dette kapitlet avklares de underliggende modellene som grunnlag for å kunne undersøke TAM senere i denne studien.

## **2.1 Intensjonsmodellen (TRA)**

Ifølge TRA-modellen er en forbrukers atferd satt av forbrukerens atferds intensjon (BI). TRA-modellen kan forklares på en enkel måte: En persons utførelse av en spesifisert atferd av hans eller hennes atferds intensjon (BI) om å utføre atferden, som igjen bestemmes av forbrukerens holdning (A) og subjektive norm (SN). BI måler med andre ord forbrukerens intensjon til å utføre en spesiell atferd og blir målt i grad av styrke (Davis et al., 1989, s.984). Brukerintensjonen blir i denne studien symbolisert som UI slik som nyere studier har benyttet dette begrepet (Yu & Song, 2021, s.2904). A kan måles som individets positivitet eller negativitet til å utføre atferden (Davis et al., 1989, s.984).

De subjektive normene (SN) handler om ytre påvirkninger fra mennesker som betyr noe for brukeren, og om de har meninger om at forbrukeren burde eller ikke burde utføre en viss atferd (Fishbein & Ajzen, 1975, s.302; Davis et al., 1989, s.983).





Figur 4 TRA-modellen - Davis et al. (1989)

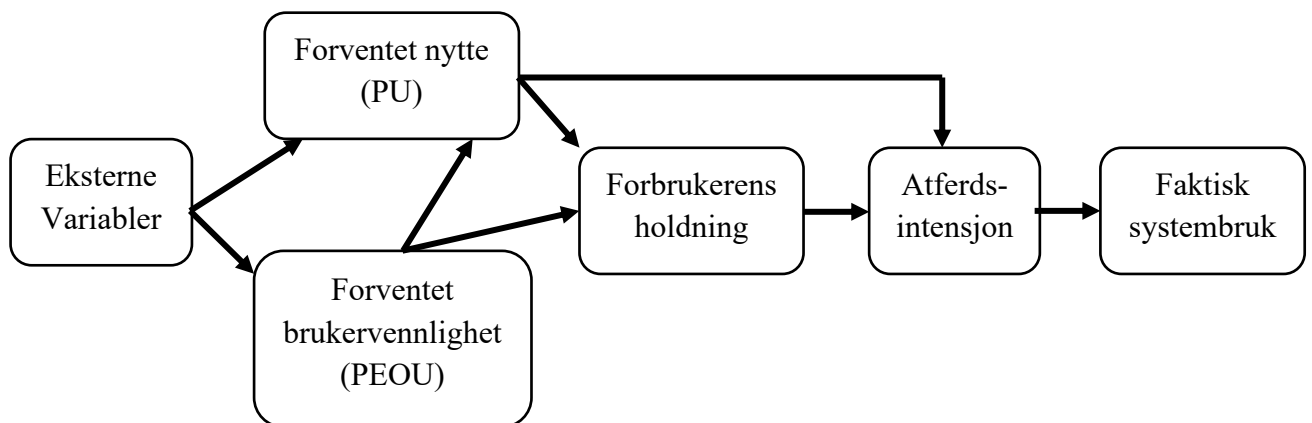
En persons utførelse av en viss atferd kan ifølge TRA modellen vurderes ut A og SN som danner grunnlaget for UI (Davis et al., 1989, s.983). Denne modellen er vist ovenfor i figur 4. Videre er det interessant å studere TAM-modellen i neste delkapittel.

## 2.2 Teknologiaksept-modellen (TAM)

Teknologiaksept-modellen (TAM) er en tilpasning av TRA, spesiallaget for å skape en modell for brukeraksept av informasjonssystemer. TAM skal kunne gi en forklaring på determinantene for generell teknologiaksept, kunne forklare sluttbrukerdatateknologier og brukeropulasjoner. Den skal være sparsommelig og teoretisk begrunnet og vise til brukerens akseptatferd. TAM gir grunnlag for å spore virkningen av eksterne faktorer på indre tro, holdninger og intensjoner (Davis et al., 1989, s.985). Ved å benytte seg av TRA i TAM oppnår man et teoretisk grunnlag som kan for å kunne finne ut av om det finnes årsakssammenheng mellom to forskjellige aspekter. Nemlig om forventet nytte (PU) og forventet brukervennlighet (PEOU) mot forbrukernes adopsjonsatferd til datamaskiner, holdninger og intensjoner mot dette (Davis et al., 1989, s.985). TAM inneholder mange års forskning fra informasjonssystemer (IS) og kan derfor være godt egnet til å benytte til studie om teknologiaksept (Davis et al., 1989, s.982-983).

En persons oppførsel blir i TAM teoretisert og er blitt studert gjennom mange empiriske studier som har vist til at TAM har hatt forklaringskraft ved 40 prosent av variansen i brukerintensjonen og atferd (Venkatesh & Davis, 2000, s.186). Siden TAM ble utviklet med utgangspunkt fra TRA og ikke TPB, ble heller ikke kontrollfaktoren gitt særlig fokus ved

TAM. I tillegg er holdningsstrukturen ekskludert, og modellen bistår med å gi PU og PEOU forklaringskraft (Venkatesh, 2000, s.346). TAM har over tid vist seg som en sterk modell gjennom populasjon, teknologi og forskjellige omgivelser. Dette fordi modellen ifølge Venkatesh (2000) har oppnådd sterk empirisk støtte fra en rekke forskere og praktikere som har gjennomført blant annet validering og replikasjoner av modellen (Venkatesh, 2000, s.344).



Figur 5 Teknologiaksept-modellen TAM - Davis et al. (1989)

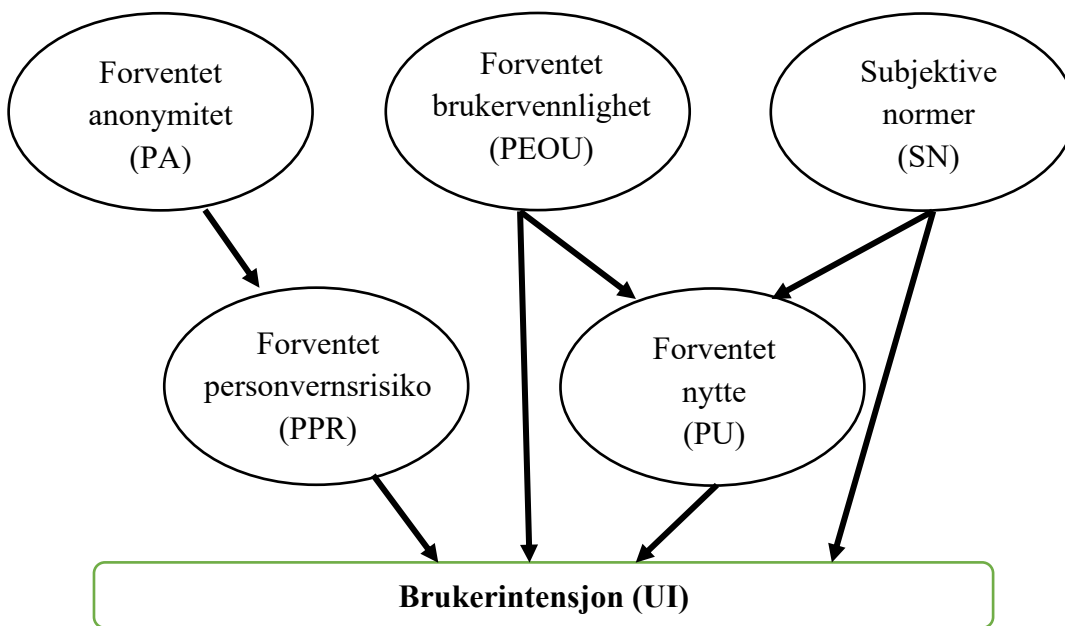
Som figur 5 ovenfor viser til, er PU og PEOU ifølge TAM ofte hovedprinsippene for atferd for teknologiaksept. Hvorvidt et spesielt applikasjonssystem kan øke forbrukerens ytelse innen en viss kontekst kan måles i nytteverdi (PU). Forbrukeren kan ha forventning i at målsystemet skal være i en grad uten innsats og kan måles i brukervennlighet (PEOU) Tidligere studier har vist til at disse er knyttet til holdninger og bruk. I TAM blir UI sett på som bestemt av forbrukerens holdning til å bruke systemet (A) og nytte (PU), mens det i TRA bestemmes av forbrukerens holdning (A) og subjektive normer (SN). TAM kan derfor måles ved at A og PU gir grunnlag for UI (Davis et al., 1989, s.985). Slik som man kan se i figur 5 ovenfor påvirker brukervennligheten den oppfattede nytten. Dette er fordi en forbruker som oppfatter et system som lett å bruke vil også finne mer nytte ved å bruke det (Venkatesh & Davis, 2000, s.187).

## 2.3 Den konseptuelle modell og hypoteseutvikling

Forskning i senere tid har kunne vise til en utvidet teknologiakseptmodell der det nevnes syv forskjellige påvirkningsmodeller (Yu & Song, 2021, s.2904). I denne studien har begrepene U, EOU blitt vurdert mot begrepene i nyere studier hvor det benyttes PU, PEOU, PA og PPR, hvor P står for forbrukerens oppfattelse eller forventning, og denne studien vil derfor benytte seg av begrepene med P for betydningen «forventet».

Sett mot Amazon Go handler den første påvirkningsfaktoren om forventet nytte (PU) som handler om å kunne finne nytte til deres hverdag ved bruk av teknologien som Amazon Go tilbyr. Den andre påvirkningsfaktoren er forventet brukervennlighet (PEOU) og omfatter hvorvidt en forbruker synes teknologien til Amazon Go er lett å forstå og lett å bruke. Forventet anonymitet (PA) er den tredje påvirkningsfaktoren og handler om den psykologiske oppfatningen til en forbruker og deres oppfatning av deres grad av anonymitet ved bruk av Amazon Go. Den fjerde påvirkningsfaktoren kan påvirkes noe av PA og er forventet personvernsrisiko (PPR). Denne handler om beskyttelsen av personverninformasjonen og hvorvidt forbrukeren føler at dette vil bli ivaretatt. Subjektive normer (SN) som den femte påvirkningsfaktoren handler om påvirkningen av innflytelsesrike mennesker og hvordan dette kan påvirke en forbrukers vilje til å ønske å benytte seg av Amazon Go om disse gjør det. Den sjette påvirkningsfaktoren er emosjonelle tilknytninger (EA) søker etter om forbrukerens emosjonelle behov og følelser blir møtt ved bruk av Amazon Go. Den siste og syvende påvirkningsfaktoren oppfattet interaktivitet (PI) handler om hvordan forbrukeren opplever interaktiviteten til systemet under bruken av det. Det kan være slikt som systemfeil hvor applikasjonen ikke fungerer (Yu & Song, 2021). Studiet til Yu & Song (2021) handler om en applikasjon som allerede eksisterer for deltagerne i studiet. I dette studiet vil deltagerne bli spurt om å svare på påstander som gjelder et system de trolig ikke har prøvd før. EA og PI er vanskelig å få svar på ved et ikkeeksisterende system, og blir derfor ikke relevant for denne studien.

Slik som man kan se i den konseptuelle modellen, i figur 6 på neste side, vil noen av disse påvirkningsfaktorene påvirke en annen påvirkningsfaktor, mens alle unntatt forventet anonymitet har vist å kunne påvirke den avhengige variabelen som er brukerintensjonen (UI). UI handler om i hvilken grad en forbruker sin intensjon og lyst til å benytte seg av Amazon Go er til stede. Forventet anonymitet påvirker derimot brukerintensjonen gjennom sin påvirkning på forventet personvernsrisiko (Yu & Song, 2021).



*Figur 6 Konseptuell modell av en utvidet TAM-modell (Yu & Song (2021)).*

På neste side i tabell 1 vil det bli enkelt og kort forklart hvordan de forskjellige begrepene kan defineres samtidig som at vi viser til hvilke forskere som står bak denne teorien. Disse teoriene skaper grunnlaget for denne masteroppgaven og symbolene for begrepene vil bli mye brukt videre i denne oppgaven. Slik som vi ser ved funnene hos SN er det blitt vist til at SN kun har hatt påvirkningskraft når bruken har vært tvungen. I denne studien vil vi kun undersøke den frivillige bruken av UI, og det vil derfor være interessant å se om vi kan få andre resultater.

Tabell 1 En forenklet litteraturmatrise

<i>Symbol:</i>	<i>Definisjoner:</i>	<i>Begrep:</i>	<i>Funn:</i>	<i>Forskere:</i>
<i>PU</i>	Hvorvidt en forbruker finner teknologi som nyttig og ikke anstrengende å bruke i deres hverdagsliv.	Forventet nytte, Forventet bruker-vennlighet	PU og PEOU har kunne vise til sterk påvirkningskraft på UI	Davis, Bagozzi & Warshaw (1989).
<i>PA</i>	Hvorvidt den psykiske oppfatningen til en forbruker er til stede når det gjelder anonymitet ved bruk av teknologi.	Forventet anonymitet	PA har kunne vise til å påvirke UI gjennom PPR	Hite, Voelker & Robertson (2014)
<i>PPR</i>	Den psykiske oppfatningen om hvorvidt teknologien beskytter personvernsrisikoen.	Forventet personvernsrisiko	PPR har kunne vise til å påvirke UI	Dinev & Hart (2006)
<i>SN</i>	Hvorvidt forbrukerne tror at viktige mennesker ville benyttet seg av teknologi, og at de derfor også burde benytte seg av det.	Subjektive normer	Kunne vise til ingen påvirkning på UI ved frillig bruk. Kun ved pålagt bruk.	Venkatesh & Davis (2000)
<i>UI</i>	Hvorvidt en forbruker vil ønske å benytte seg av Amazon Go.	Bruker-intensjon	Bruker-intensjonen blir påvirket av PU, PEOU, PPR, og SN.	Yu & Song (2021)

### 2.3.1 Forventet nytteverdi og brukervennlighet -effektene

Den første påvirkningsfaktoren er forventet nytteverdi (PU) som handler om hvorvidt en forbruker finner slik teknologi som Amazon Go tilbyr som nyttig i deres liv. PU er som tidligere nevnt en viktig og grunnleggende påvirkningsfaktor i TAM-modellen for å måle brukerintensjonen (UI) (Davis et al., 1989, s.982; Venkatesh & Davis, 2000, s.187). Som nevnt tidligere i denne studien har PU har en sterk påvirkningskraft på brukerintensjoner, hvor UI kan måles ved A og PU. For å kunne dykke dypere inn i hva dette forteller oss, må vi bevege oss inn på hva de forskjellige begrepene forklarer oss og deres påvirkninger. Ved TAM kan A måles gjennom PU og PEOU. Siden UI blir målt av PU og A, mens A blir målt av PU og PEOU, ser vi at PU har en sterkere påvirkning på UI enn PEOU. Tidligere forskning har ifølge Davis et al. (1989) kunne vise til at A har innflytelse fra PU siden PU har mulighet til å påvirke holdningen til en forbruker (Davis et al., 1989, s.987). PU kan videre påvirkes av PEOU og eksterne variabler. PU og PEOU er to klare begreper som har beslektete oppbygninger. Disse regresjonsmodellene viser oss at PEOU delvis kan bestemme PU, men likevel ikke gjøre opp for manglende påvirkning av PU selv med andre faktorer (Davis et al., 1989, s.987).

PEOU som den andre påvirkningsfaktoren omhandler forventet brukervennlighet og handler om hvorvidt en forbruker finner teknologi, slik som for eksempel som Amazon Go, som lett og ikke anstrengende å bruke. Tidligere forskning har vist at oppfattet brukervennlighet er en viktig faktor som påvirker brukeraksepten og brukerintensjonen. I tillegg viser TAM-modellen som tidligere forklart hvordan brukervennlighet kan påvirke både nytte og brukerintensjonen (Venkatesh, 2000, s.346). I følge Venkatesh (2000) blir brukervennlighet påvirket av mange små faktorer, slik som for eksempel indre motivasjon, følelser og kontroll. I tillegg vil brukervennlighet bli styrket jo mer brukeren har benyttet systemet (Venkatesh, 2000, s.346). I TAM-modellen blir, som tidligere nevnt, ikke kontrollfaktorer direkte inkludert. Mathieson (1991) mente ifølge Venkatesh (2000) at PEOU kunne omfatte ressurskontroll, men at det likevel ikke har blitt direkte inkludert (Venkatesh, 2000, s.347).

Som vi så i TAM-modellen ved figur 5 i kapittel 2.2, kan man som nevnt se hvordan eksterne variabler påvirker PU og PEOU, som deretter påvirker atferds-intensjonen. Modellen viser også hvordan PEOU påvirker både PU og forbrukerens holdning, og hvordan PU og forbrukerens holdning påvirker atferds intensjonen. Atferds intensjon påvirker til sist den

faktiske bruken av systemet. Tidligere forskning har flere ganger vist til at PU er en sterk determinant for UI og at den påvirkes av blant annet PEOU og SN (Venkatesh & Davis, 2000, s.195). Forskning har også kunne vise til hvordan PEOU kan måles sterkere over tid, og derfor også påvirke til en sterkere PU (Venkatesh, 2000, s.343). Det betyr at en bruker vil kunne oppfatte et system som lite brukervennlig ved førstegangs bruk, og derfor også oppfatte lite nytte av systemet. Over tid når brukeren har benyttet systemet flere ganger, kan det være at brukeren synes det har blitt lettere å bruke det og derfor oppfatter systemet som mer brukervennlig enn ved den første gangen. Og derfor også føler en større oppfattet nytte ved systemet. På grunnlag av dette ble disse tre hypotesene foreslått:

*H<sub>1</sub>: PEOU har en positiv effekt på PU ved brukerintensjonen av Amazon Go*

*H<sub>2</sub>: PU har en positiv effekt på brukerintensjonen av Amazon Go*

*H<sub>3</sub>: PEOU har en positiv effekt på brukerintensjonen av Amazon Go*

### **2.3.2 Forventet anonymitet og personvernsrisiko -effektene**

Ifølge Hite et al. (2014) mente Scott (1998) at anonymitet ofte ses på som en faktor som enten er til stede eller ikke, med andre ord at anonymitet er dikotom og objektiv (Hite et al., 2014, s.23). Det er vanskelig å oppnå ekte anonymitet i det moderne samfunnet som vi lever i. Bevegelsene vi gjør daglig kan bli fanget opp av blant annet overvåkningskameraer som finnes veldig mange steder i tillegg til at vi legger igjen mange aktivitetsspor på internett (Hite et al., 2014, s.22). En person kan likevel tro at personen er anonym for eksempel på internett og deretter ha en annen atferd enn hva personen ville ha hatt dersom personen oppfattet seg selv som ikke anonym. Ifølge Hite et al. (2014) er det gjennom tidligere forskning kommet frem til at oppfatningen av anonymitet av individuelle mennesker er mer forklarende på atferd enn ved en faktisk anonymitet som dikotom og objektiv. Anonymiteten har blitt vurdert til å kunne måles i forskjellige nivåer (Hite et al., 2014, s.23). Reicher og Levine (1994) ga ifølge Hite et al. (2014) sterkere forklaringskraft til sosial identitetsteori når det gjaldt forholdet mellom anonymitet og atferd enn hva ikke-individuell teorien kunne vise til. I tillegg kunne Postmes og Spears (1998) vise til en utviklet SIDE-modell bestående av metaanalyse gjort på denne teorien som ga den ikke-individuelle teorien svært lite støtte. Denne kunne antyde at anonymitet fører til normativ atferd ved at det oppstår i situasjonsbestemte gruppenormer forsterket av en sosial identitet. Det vil si at det gjennom

kommunikasjon på internett oppstår det normativ atferd ved den individuelle vurdering av anonymiteten (Hite et al., 2014, s. 25).

Forventet anonymitet (PA) defineres i størst grad gjennom sosial anonymitet av Hayne & Rice (1997) der de viser til at det trolig er to typer av anonymitet. Den første er teknisk anonymitet som handler om en anonymitet som er til stede når informasjon som er verdifull og identifiserbar fjernes fra all informasjon som deles med andre. Den andre er sosial anonymitet som handler om hvordan det enkelte menneske oppfatter andre og mulig seg selv som ikke-individbar eller uidentifiserbar. PA er mer opptatt av oppfatningen den enkelte har av at en selv er uidentifiserbar. Vurderingen av hvor uidentifiserbar den enkelte føler seg burde vurderes ut ifra Scott (1998) sitt forslag, nemlig fra fullstendig uidentifiserbar og til fullstendig identifiserbar. Innenfor dette burde det være nivåer av identifiserbarheter som kan defineres gjennom den grad den enkelte føler at dens individ er ukjent for andre (Hite et al., 2014, s. 26). På dette grunnlag vil det være viktig å prøve å imøtekomme disse kravene i best mulig grad.

Brukerintensjonen blir ikke påvirket av den forventede anonymiteten alene, men gjennom den forventede personvernsrisikoen (Yu & Song, 2021, .2905). I Norge har vi gjennom EU en lov som kan påvirke den opplevde personvernsrisikoen. GDPR er en personvernforordning som kom i 2018 som omhandler behandling av personopplysninger. Personopplysninger omhandler alle opplysninger om et individ som kan eller er blitt identifisert (NHO, u.å.). Dersom opplysningene derimot ikke kan kobles mot et spesielt individ så er det ikke personopplysninger, men PA. Verdien av et individs personvern skal ha en høy verdi. Å oppnå et privatliv som er fullstendig privat, vil kunne vurderes som svært vanskelig å få til og muligens også helt umulig. Mange velger å bytte bort personvern med fristelser (Dinev & Hart, 2006, s.61). Tidligere studier har vist til at personvernet verdsettes høyt av forbrukerne, mens deres handlinger viser en atferd som viser at forbrukerne gir fra seg deler av personvernet i form av blant annet internett og netthandel (Dinev & Hart, 2006, s.61).

Personvernerklæringer, slik som GDPR, er en forsikring som de fleste forbrukerne setter pris på, og gir en trygghet spesielt ved bruk av ukjente forhandlere (Dinev & Hart, 2006, s. 64). Forbrukeren vurderer forventede fordeler og konsekvenser mot viljen til å dele sin personlige informasjon. Personlig informasjon defineres som informasjonen som gjør en transaksjon på internett mulig å gjennomføre. Denne informasjonen inneholder blant annet kredittinformasjon, navn og adresse. De vil trolig være mer villige til å utdele sin personlige



informasjon dersom de sitter med følelsen av at bedriften de vurderer er trygg å bruke grunnet informasjonen de har mottatt fra bedriften. Tidligere forskning har vist at personlig informasjon som potensielt kan bli avslørt burde hemme bruken av netthandel, men likevel skjer det motsatte (Dinev & Hart, 2006, s.62-63). Viljen forbrukeren har til å ville oppgi personlig informasjon som gjør at forbrukeren kan handle på nett (PPIT) påvirkes ifølge Dinev & Hart (2006) av fire faktorer. Den ene faktoren er oppfattet personvernrisiko ved internett (PR) som handler om en risiko og tillit om atferd som kan knyttes mot misbruk av den personlige informasjonen som blir registrert på nett av forbrukeren. Faktoren PC handler om personvernets risiko på internett og bekymringene rundt misbruk og negativ atferd rettet mot personopplysningene til en forbruker over internett. Faktoren T handler om tilliten til at den personlige informasjonen som forbrukeren gir fra seg på internett blir behandlet på en trygg og pålitelig måte. Disse to faktorene påvirkes av PR hvor PC handler om risiko mens T handler om tillit, og påvirker deretter forbrukerens PPIT. Den siste faktoren PI handler om forbrukerens personlige interesse for internett og påvirker PPIT uten å være påvirket av eller kunne påvirke de andre faktorene. PPIT er her den avhengige variabelen (Dinev & Hart, 2006, s.63-64).

Usikkerheten og bekymringer for at en tredjepart kan ha interesse av å misbruke et individs personlige informasjon skaper en usikkerhet for forbrukeren når det gjelder å dele privat informasjon på internett. I tillegg til en tredjepart er det også bekymringer for at den private informasjonen kan være for dårlig håndtert og beskyttet som gir rom for misbruk av informasjonen (Dinev & Hart, 2006, s.65). Siden oppfattet personvernrisiko påvirker brukerintensjonen direkte vil det bety at personer som har opplevd risiko også mest sannsynlig vil ha lavere intensjon om å ville dele privat informasjon (Yu & Song, 2021, s.2905).

Den fjerde påvirkningsfaktoren handler derfor om beskyttelse av personvernsinformasjonen og hvorvidt dette kan oppleves som beskyttet. Den forventede anonymiteten (PA) har som tidligere nevnt ikke en direkte påvirkningskraft på brukerintensjonen (UI), men går gjennom forventede personvernrisiko (PPR) sin påvirkningskraft. Dette betyr at vi må finne ut av hvordan PA påvirker PPR. Videre ønsker jeg å finne ut av hvordan PPR påvirker UI. På grunnlag av dette foreslår jeg disse to hypotesene:

*H<sub>4</sub>: PA har en negativ effekt på PPR ved brukerintensjonen av Amazon Go*

*H<sub>5</sub>: PPR har en negativ effekt på brukerintensjonen av Amazon Go*

### 2.3.3 Subjektive normer -effektene

Den femte påvirkningsfaktoren, subjektive normer (SN), er en utvidet faktor fra intensjonsmodellen TRA som ikke ble sett på en påvirkningsfaktor i den opprinnelige TAM-modellen (Davis, 1989). Forskning et tiår senere kom frem til at det likevel var signifikant påvirkningskraft fra SN når det gjaldt påvirkning av brukerintensjonen (Venkatesh & Davis, 2000, s.186). De subjektive normene handler om påvirkningen på et individ om å bruke et system. Det kan for eksempel være en påvirkning fra en kjent person som har innflytelse på individet eller nærmere forhold slik som venner og familie (Yu & Song, 2021).

Tidligere forskning har vist til både ingen signifikant og signifikant effekt på at SN påvirker UI. SN ble i TAM modellen ekskludert da Davis et al. (1989) mente at det kun påvirket PU og PEOU (Venkatesh & Davis, 2000, s.187). Likevel var de åpne for at SN muligens kunne påvirke bruksatferden og at det ville kreve en del mer forskning på det (Davis et al., 1989, s. 999). Målingene utført av Venkatesh & Davis (2000) kunne vise til hvordan SN ikke hadde en direkte påvirkning på UI når bruken var frivillig, mens den hadde en direkte påvirkning når bruken var pålagt. Målingene på PU og PEOU hadde både under frivillig og pålagt bruk en sterk påvirkning på UI (Venkatesh & Davis, 2000, s. 195).

Tidligere studier har kunnet vise til hvordan SN har påvirket brukeren i henhold til brukerens alder. Morris & Venkatesh (2000) mente eldre ville ha større behov for å ha et godt forhold til sine medarbeidere og overordnede, slik at de ville være ha en større og positiv direkte innflytelse på SN. I tillegg mente de at dette ville øke jo eldre brukeren var (Morris & Venkatesh, 2000, s.381). Over tid vil brukeren mest sannsynlig oppnå en høyere grad av oppfattet brukervennlighet og nytte av det aktuelle systemet på grunn av økende erfaring. Da vil også SN bli svakere fordi brukeren begynner å bruke systemet mer av PEOU og PU og mindre av SN (Morris & Venkatesh, 2000, s.384).

Selv om Morris & Venkatesh (2000) studerte medarbeidere på en arbeidsplass er det trolig en høy sannsynlighet for at dette også vil gjelde i andre sosiale former utenfor arbeidsplassen. Amazon Go er et system som respondentene mest sannsynlig anser som frivillig å bruke. Derfor er det interessant for denne studien å studere om SN kan påvirke PU og UI ved Amazon Go. På grunnlag av dette foreslår jeg disse hypotesene:

*H<sub>6</sub>: SN har en positiv effekt på PU ved brukerintensjonen av Amazon Go*

*H<sub>7</sub>: SN har en positiv effekt på brukerintensjonen av Amazon Go*

### **2.3.4 Alder**

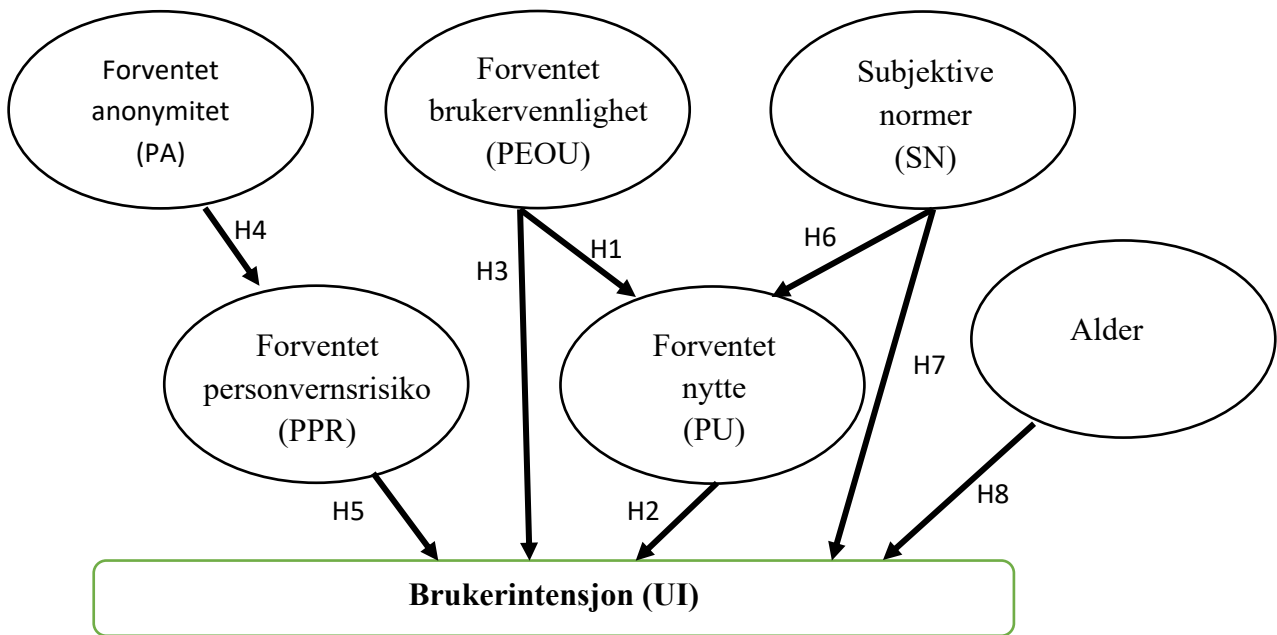
«Millennials» og nyere generasjoner har i større grad vokst opp med internett, og man kan anta at utviklingen av brukeraksepten blir større jo yngre man er (ISH, 2019). Å studere alderen som forskjellige generasjoner har en betydning da de kan vurderes til å inneha hver sin syklus. Definisjonen av generasjonene varierer fra kilde til kilde og det er derfor ingen klar definisjon på hvilke aldre som gjelder for de forskjellige generasjonene (Vercelletto, 2019, s.26; Hines, 1997, s.14). I denne studien er alderen blitt nøye vurdert etter hvilke aldersgrupper som kan vurderes sammen ettersom at det ikke finnes en konkret fasit. Aldersgruppene ble derfor i denne studien delt inn i tre kategorier som er «de yngre» som er opp til 35 år, «midtalderen» som er opp til 50 år, for så den siste gruppen «de eldre» som omhandler de som er eldre enn 50 år. Grunnlaget for at de yngre ble vurdert opp til 35 år har sitt grunnlag i når internett ble vanlig i norske hjem, nemlig på 1990-tallet (Rossen, Liseter & Nordal, 2022). Spørreundersøkelsens alternativer ble som følgende: «under 20 år», «20-35 år», «36-50 år», «51-65 år» og «over 65 år». De nyere generasjonene er trolig mer vant til å bruke teknologi i hverdagslivet, enn de eldre generasjonene.

En rekke forskere mente i mange år, ifølge Morris & Venkatesh (2000), at aldring ga en nedsatt intelligens. Senere ble det funnet at det handler mer om at forskjellige evner har forskjellige aldersfunksjoner. For eksempel var verbal intelligens vedvarende med alderen, mens den presterende intelligensen ble redusert (Morris & Venkatesh, 2000, s.376).

Det er i denne studien interessant å studere om økt alder kan ha en påvirkende negativ effekt på brukerintensjonen eller om den kan ha en indirekte påvirkningskraft gjennom de andre faktorene. Jeg forslår derfor denne hypotesen for å vurdere påvirkningen av alder:

*H<sub>8</sub>: Økt alder har en negativ effekt på brukerintensjonen av Amazon Go*

I figur 7 på neste side kan vi se den komplette utvidete modellen med hypotesegrunnlag i denne masteroppgaven. Under analysering senere i denne oppgaven vil vi få svar på om noen av disse hypotesene får støtte.



Figur 7 Konseptuell modell med hypoteser

### **3 Metode**

Dette kapitlet legger grunnlaget for valg av metode og forskningsdesign som besvarer denne studiens aktuelle problemstilling. De forskjellige aktuelle analysene, nemlig faktoranalyse, korrelasjonsanalyse og multippel regresjonsanalyse, er blitt belyst og gått nærmere inn på i dette kapitlet.

#### **3.1 Studiens design**

Hensikten med denne studien er å finne hvilken metode som egner seg best til en undersøkelse for å kunne besvare problemstillingen. Dette ser man i forhold til om problemstillingen kan forklares ved data som er numeriske data eller ikke-numeriske (Saunders, Lewis & Thornhill, 2016, s. 163-165). Den ene metoden er en kvantitativ tilnærming der man benytter seg av spørreundersøkelser. Her oppnår man mange svar som gir få opplysninger. Den andre er kvalitativ tilnærming hvor man får få svar, men som gir større og dypere opplysninger. Til sist finnes det en blandet tilnærming der det benyttes en kombinasjon av kvantitativ og kvalitativ tilnærming (Larsen, 2017, s.25-27). Det finnes dog ulemper ved å bruke den ene eller den andre. Ved kvantitativ metode er det alltid en risiko for at man ikke får så mye informasjon som man kunne fått ved kvalitativ metode. Dette kan for eksempel være ved at respondenten ikke forstår spørsmålet eller utsagnet. Det er derfor viktig ved kvantitativ analyse å oppnå en høy validitet på undersøkelsen som kan oppnås ved å for eksempel stille de riktige spørsmålene (Larsen, 2017, s.28). Etter å ha studert tidligere forskning innenfor teknologiaksept har jeg funnet ut at kvantitativ metode mest sannsynlig er smartest med tanke på å oppnå best mulig resultat for å oppnå et ønsket utvalg. Denne oppgaven blir derfor bygd opp med en deduktiv tilnærming. Dette betyr at det i denne studien blir tatt utgangspunkt i teori og begreper som allerede finnes, og som gir denne oppgaven en begrenset problemstilling (Larsen, 2017, s.24). Disse dataene kan bli brukt ved analysering til å finne ut forskjellige sammenhenger mellom de forskjellige variablene i tillegg til at man kan skape modeller som kan vise de forskjellige forholdene (Saunders et al., 2016, s.182).

Ved bruk av kvantitativ metode har jeg benyttet meg av en spørreundersøkelse. Jeg har i denne studien valgt å benytte meg av en spørreundersøkelse som er nettbasert og som er blitt delt gjennom sosiale medier. Dette vil bli gjennomgått nærmere i dette kapitlet. På denne måten oppnår jeg både en undersøkelse som har lave kostnader, tar lite av tiden og sikrer

anonymiteten til respondentene (Saunders et al., 2016, s.182). Den nettbaserte spørreundersøkelsen kan ses på som enveiskommunikasjons og det er derfor viktig at spørsmålene er så godt formulert, relevante og presise som mulig for å gi oss en selvinstruerende spørreundersøkelse (Johannessen, 2007, s.29).

## **3.2 Målutvikling**

I en kvantitativ undersøkelse er det nødvendig å studere hvordan målingen av de forskjellige variablene er gjort for å kunne måle validiteten fra tidligere forskning mot denne studiens resultater. Målutviklingsprosessen starter med et konsept som er en idé som kobler de forskjellige faktorene sammen under det ene begrepet. En eller flere variabler som ikke kan observeres direkte, dermed latent, og som er knyttet til et begrep kan ses på som en prosess for måling og kan knyttes mot observerte variabler. Det er fire trinn som er viktige ved målutviklingsprosessen. Først og fremst er det viktig å fremme en teoretisk definisjon som kan avklare begrepet på en mest presis og enkel måte. Dette vil også kunne vise til en kobling mellom konsept og begrep, samtidig som dimensjonene blir redegjort. I tillegg gir det veiledning ved tiltaksvalgene. Det er også nødvendig å ha en latent variabel for hver dimensjon, og disse tiltakene gir oss mulighet til å kunne vurdere en grad av validitet (Bollen, 1989, s.180). Vi vil videre i dette delkapitlet gå mer gjennom målutviklingen.

### **3.2.1 Skalautvikling og spørreundersøkelse**

Denne undersøkelsen er i hovedsak basert på Davis (1989), hvor det benyttes en skala på fire variabler og en syvpunktskala fra «helt uenig» til «helt enig» (Davis, 1989, s.991). I en undersøkelse burde man benytte seg av en skala med minst fem alternativer for å kunne skape mulighet til å kunne utføre mer avanserte statistiske analyser enn hva man kunne gjør med fire eller mindre (Johannessen, 2007, s.30). Syvpunktskalaen er derfor rangert fra 1 til 7 med «helt uenig», «uenig», «litt uenig», «nøytral», «litt enig», «enig» og «helt enig». Verdiene i en slik skala kalles ordinale (Johannessen, 2007, s.43). Tilliten til de empiriske funnene ved undersøkelsen vil kunne styrkes ved å benytte seg av ulike målingene ved hvert enkelt konsept. Der hvor ulike mål viser seg å være relatert til hverandre og bestå av samme påvirkninger vil det også styrke tilliten til konklusjonene i resultatene, og motsatt (Fishbein &

Ajzen, 1975, s.3-4). Dette gir derfor hovedgrunnlaget for måten spørreundersøkelsen videre blir designet. Det er også viktig ved målutviklingsprosessen å kunne identifisere de forskjellige dimensjonene av begrepene ved denne studien. Ved å se på hvordan tidligere forskning definerer et begrep kan man se en tydeligere forståelse ved et begrep. En teoretisk definisjon kan trolig gi oss grunnlag for å vurdere målutvikling (Bollen, 1898, s.180-181).

UI var basert på Venkatesh (2000) som benytter seg av topunktskala for UI. I denne undersøkelsen er det ikke et program som er i bruk i Norge i den grad at folk generelt kjenner til det. Derfor valgte jeg å kun benytte et punkt i denne som er «Jeg ville likt å benytte meg av Amazon Go». Skala med fire variabler blir benyttet i PU, PEOU, PA og PPR. PU og PEOU var basert på Davis 1989 sin firevariabelskala som senere også er brukt av Venkatesh (2000). På denne måten får jeg vurdert validiteten mot to tidligere studier og resultater. De fire variablene av PU er som følger: «Å bruke Amazon Go kunne gjort handleturen min enklere», «Å bruke Amazon Go kunne økt min produktivitet», «Å bruke Amazon Go kunne gjort handleturen min mer effektiv» og «Jeg ville funnet Amazon Go nyttig på min handletur». De fire variabel ved PEOU er som følger: «Å lære hvordan å bruke Amazon Go ville vært enkelt for meg», «Jeg ville funnet det enkelt å bruke Amazon Go til det jeg ønsker i matbutikken», «Det ville vært enkelt for meg å bli dyktig i bruk av Amazon Go» og «Jeg ville funnet Amazon Go som enkelt å bruke i hverdagen».

PA var basert på Hite et al. (2014) og senere studier som Yu & Song (2021) for å kunne måle reliabiliteten mot to tidligere studier. Hite et al. (2014) benyttet seg av en skala på seks variabler, men tre av disse variablene blir i denne studien vurdert som uegnet til bruk da det omhandler et system som er i bruk og kjent av respondentene. Yu & Song (2021) benyttet seg av en skala på fem variabler, hvor den ene variabelen ble vurdert som uegnet til denne studien da det også omhandler et system som er i bruk av respondentene alt. De fire variablene i PA er som følger: «Jeg tror det er vanskelig for andre å kunne identifisere min identitet ved bruk av Amazon Go», «Jeg er trygg på at andre ikke vil kunne vite hvem jeg er dersom jeg bruker Amazon Go», «Jeg tror min identitet forblir anonym ved bruk av Amazon Go» og «Jeg tror Amazon Go ville passet på at min identitet forble ukjent for andre». Målingsskalaen er lik som ved Davis et al (1989), der hvor 1 er helt uenig mens 7 er helt enig (Yu & Song, 2021, s. 2907).

PPR var basert på forskningen til Dinev & Hart (2006) som benytter seg av en skala på fire variabler ved spørreundersøkelse. De samme spørsmålene blir benyttet i denne studien og

lyder som følgende: «Jeg tror at mine transaksjoner hos Amazon Go kan bli solgt videre til en tredjepart», «Jeg tror at min personlige informasjon kan bli misbrukt hos Amazon Go», «Jeg tror at min personlige informasjon kan bli gjort tilgjengelig for ukjente ved bruk av Amazon Go» og «Jeg tror min personlige informasjon kan bli gjort tilgjengelig for den offentlige etat».

SN var basert på forskningen til Venkatesh & Davis (2000) og benytter seg av de samme variablene som denne forskningen har gjort ved en skala på to variabler. Variablene er som følger: «Jeg ville brukt Amazon Go dersom personer med innflytelse på min atferd mente jeg burde det» og «Jeg ville brukt Amazon Go dersom andre som er viktige for meg mente jeg burde det».

Variabler er de punktene som vi ønsker å kunne si noe om, og de kan ha forskjellige egenskaper slik som de ovenfor og som for eksempel kjønn eller yrke (Larsen, 2017, s.38). De demografiske vurderingene som er gjort for å vurdere respondentene er blitt gjort med variablene kjønn, alder og utdanning. For å oppnå best mulig respons svar er det viktig at spørreundersøkelsen ikke virker for overveldende for de mulige respondentene (Johannessen, 2007, s.32). Etter nøye vurdering ble det funnet som mest riktig å benytte disse variablene. Kjønn ble i denne undersøkelsen vurdert etter «Mann» og «Kvinne». Disse verdiene kan derfor forklares som dikotome (Johannessen, 2007, s.44). Alder er en kontinuerlig variabel og ved utvikling av denne skalaen i spørreundersøkelsen er det viktig at verdiene i skalaen overlapper (Johannessen, 2007, s.26). Alder ble delt opp i fem grupper som dekker alle aldre, nemlig «Under 20 år», «20-35», «36-50», «51-65» og «Over 65». Disse verdiene kan kalles for nominale som betyr at disse verdiene kan skilles fra hverandre og at en respondent ikke kan måle på flere av verdier innen variabelen (Johannessen, 2007, s.42).

### **3.2.2 Operasjonalisering av variablene**

Ved målutviklingsprosessen er også operasjonalisering et viktig trinn der den teoretiske definisjonen er viktig. Dette er en beskrivelse for hvordan konseptet kan forklares gjennom latente eller observerte variabler. Det siste steget ved en målutviklingsprosess er å skape en målemodell som skaper en strukturell modell der sammenheng mellom mål og latente variabler blir spesifisert (Bollen, 1989, s.181-182). Dette vil vi se nedenfor i tabell 2 ved operasjonalisering av variabler og begreper.



Når en utfører operasjonalisering av variabler vil det bety at man gjør de forskjellige fenomenene i stand til å kunne måles eller klassifiseres, og dette vil gi utslag som en variabel. Under et fenomen kan det være nødvendig med flere variabler (Johannessen, 2007, s.41). Ved operasjonalisering av variablene stilles det to krav. De skal være mest mulig korrekte mot tidligere forskning, og kunne skape best mulig forklaring på det man ønsker å finne ut av (Larsen, 2017, s. 37; Hellevik, 2002, s.51). Når spørsmålene som blir brukt kommer fra tidligere forskning kan man også se på reliabilitet og validiteten mot egen undersøkelse. Dette er fordi spørreundersøkelsene er testet i tidligere forskning hvor det også er blitt målt reliabilitet og validitet (Johannessen, 2007, s. 25). Dette vil vi se nærmere på under resultatkapitlet der hvor vil vi se på reliabiliteten i tidligere forskning mot denne studiens resultater. I tabell 2 nedenfor ser vi hvordan de forskjellige påstandene er fordelt over de forskjellige faktorene. Vi ser i tillegg hvilke kilder de kommer fra. Hver påstand har fått en «itemkode» (PU1, PU2 og videre) som vil benyttes videre ved analyseringen av dataene.

*Tabell 2 Operasjonalisering av variablene og begrepene*

Faktor:	Påstand:	Kilde:
Forventet nytte (PU)	<b>(PU1)</b> Å bruke Amazon Go kunne gjort handleturen min enklere.	Venkatesh & Davis (2000) Davis et al. (1989)
	<b>(PU2)</b> Å bruke Amazon Go kunne økt min produktivitet.	
	<b>(PU3)</b> Å bruke Amazon Go kunne gjort handleturen min mer effektiv.	
	<b>(PU4)</b> Jeg ville funnet Amazon Go som nyttig på min handletur.	
Forventet brukervennlighet (PEOU)	<b>(PEOU1)</b> Å lære hvordan å bruke Amazon Go ville vært enkelt for meg.	Venkatesh & Davis (2000) Davis et al. (1989)
	<b>(PEOU2)</b> Jeg ville funnet det enkelt å bruke Amazon Go til det jeg ønsket i matbutikken.	

	<p><b>(PEOU3)</b> Det ville vært enkelt for meg å bli dyktig i bruk av Amazon Go.</p> <p><b>(PEOU4)</b> Jeg ville funnet Amazon Go som enkelt å bruke i hverdagen.</p>	
<p>Forventet anonymitet (PA)</p>	<p><b>(PA1)</b> Jeg tror det er vanskelig for andre å kunne identifisere min identitet ved bruk av Amazon Go.</p> <p><b>(PA2)</b> Jeg er trygg på at andre ikke vil kunne vite hvem jeg er dersom jeg bruker Amazon Go.</p> <p><b>(PA3)</b> Jeg tror min identitet forblir anonym ved bruk av Amazon Go.</p> <p><b>(PA4)</b> Jeg tror Amazon Go ville passet på at min identitet forble ukjent for andre.</p>	<p>Yu &amp; Song (2021)</p> <p>Hite et al. (2014)</p>
<p>Forventet personvernsrisiko (PPR)</p>	<p><b>(PPR1)</b> Jeg tror at mine transaksjoner hos Amazon Go kan bli solgt videre til en tredjepart.</p> <p><b>(PPR2)</b> Jeg tror at min personlige informasjon kan bli misbrukt hos Amazon Go.</p> <p><b>(PPR3)</b> Jeg tror at min personlige informasjon kan bli gjort tilgjengelig for ukjente ved bruk av Amazon Go.</p> <p><b>(PPR4)</b> Jeg tror at min personlige informasjon kan bli gjort tilgjengelig for den offentlige etat.</p>	<p>Dinev &amp; Hart (2006)</p>
<p>Brukerintensjon (UI)</p>	<p><b>(UI)</b> Jeg ville likt å benytte meg av Amazon Go.</p>	<p>Venkatesh &amp; Davis (2000)</p>

Subjektive normer (SN)	(SN1) Jeg ville brukt Amazon Go dersom personer med innflytelse på min atferd mente jeg burde det.	Venkatesh & Davis (2000)
	(SN2) Jeg ville brukt Amazon Go dersom andre som er viktige for meg mente jeg burde det.	

Påstandene PU1, PU2, PU3 og PU4 kommer fra Davis et al. (1989) og ved senere forskning fra Venkatesh & Davis (2000). Disse påstandene har blitt benyttet av disse forskerne som en firevariabelskala. Det samme gjelder for PEOU1, PEOU2, PEOU3 og PEOU4 da dette er fra de samme forskningene. Ved PA1, PA2, PA3 og PA4 kommer disse fra Yu & Song (2021) som benytter seg av en seksvariabelskala og fra Hite et al. (2014) som benytter seg av et femvariabelskala. Selv om disse tidligere forskningene har benyttet seg av flere variabler ved måling av faktoren PA har vi her valgt å ikke ta med disse med i denne undersøkelsen. Årsaken til denne avgjørelsen er at disse tidligere forskningene har basert seg på systemer som er i bruk. Siden Amazon Go er et uprøvd system for mange i Norge er det derfor disse variablene over 4 item blitt forkastet. Videre er PPR1, PPR2, PPR3 og PPR4 vurdert fra forskningen til Dinev & Hart (2006) hvor de måler med disse fire variablene. Ved SN1, SN2 og UI er disse blitt målt fra Venkatesh & Davis (2000) som benytter seg av tovariabelskala på SN og UI. UI har her blitt vurdert til å benytte bare et av disse variablene da det i forskningen er et system som er i allerede er i bruk av respondenten.

### 3.2.3 Validitet og reliabilitet

Det er viktig å vurdere kvaliteten til denne oppgaven, og dette gjøres ved å blant annet studere validiteten og reliabiliteten til oppgaven. I tillegg gjøres det ved å se om resultatet kan generaliseres (Dalland, 2020, s.245). Dette vil vi se nærmere på nedenfor.

Validitet og reliabilitet påvirker troverdigheten til forskningen, og det er derfor viktig å påse fra starten av prosessen med forskningen at validiteten og reliabiliteten holder seg høy (Saunders et al., 2016, s.202). Dersom oppgaven har en god validitet betyr dette at metoden som er benyttet er godt egnet til å måle det den skal måle (Dalland, 2020, s.244). Som nevnt er validitet og reliabilitet to faktorer som påvirker troverdigheten til forskningen, men på hver

sine måter (Bell, Bryman & Harley, 2019, s.172). Validitet måler gyldigheten til forskningen, mens reliabiliteten måler undersøkelsens pålitelighet (Dalland, 2020, s. 245-246).

Konvergent validitet oppstår når minst ett spørsmål ikke korrelerer med det som spørsmålet skal måle (Jacobsen, 2015, s.355). Divergent validitet (eller diskriminerende validitet) viser til at det ikke finnes empirisk korrelasjon mellom begreper som blir definert til å være forskjellige (Jacobsen, 2015, s.356). Reliabiliteten for undersøkelsen måles ved å benytte en analyse for å måle Cronbach's alfa. En slik analyse viser i hvilken grad verdiene er reliable og burde være på minimum 0.7 (Sørebø, 2013, s.31). En høy Cronbach's alfa gir et mer korrekt og entydig bilde av dataene. Tabell 2, som vi har sett på, viser hvilke påstander som er benyttet i denne analysen og hvilke forskere påstandene er basert på. I resultatkapitlet av denne studien vil vi møte denne oversikten igjen med målingene fra reliabilitetsanalysen for å kunne vurdere reliabiliteten i sin helhet.

### **3.2.4 Generalisering**

Generalisering kan forklares som et utvalg som kan representere for også de som ikke deltar i undersøkelsen (Dalland, 2020, s.246). Dette utvalget kalles for enheter, men kan også kalles for respondenter da enhetene er personer (Johannessen, 2007, s.39). Generalisering gjøres ved å ta i bruk sannsynlighetsutvalg (Larsen, 2017, s.27). Dette betyr at de som deltar i undersøkelsen, slik som i denne oppgaven burde kunne representere hele Norges befolkning som handler dagligvarer. Dersom generaliseringen er oppnådd vil man ha fått et utvalg som kan svare for hele den ønskede populasjonen, enten om det er en viss gruppe som er ønsket å måle eller om det er alle grupper (Johannessen, 2007, s.40). Utvalget kan forklares som representativt dersom den ønskede populasjonen kan forklares gjennom utvalget (Johannessen, Tufte & Christoffersen, 2016, s.243).

I denne undersøkelsen var det ønskelig med et utvalg av Norges befolkning som til vanlig handler i matbutikk da dette er en så vanlig hverdagsoppgave for de fleste. I forhold til alder kan det ved en kvantitativ spørreundersøkelse være utfordrende å få de eldste med i utvalget. Samtidig kan det vurderes at den ønskede populasjonen i denne undersøkelsen er mennesker som er i alderen 20 til 65 år da det trolig er denne aldersgruppen som utfører de største handleturene.

### 3.3 Datainnsamling

I denne studien ble det laget en nettbasert spørreundersøkelse der hvor det ble forklart kort og enkelt hva Amazon Go er for at respondenten skulle forstå konseptet som de skulle svare på. I tillegg ble respondentene eksponert for to bilder fra Amazon Go, hvor det ene bildet viser inngangen til butikken og den andre viser hvordan man må skanne mobilen. Teksten som respondenten ble eksponert for var:

«Tenk deg at du står utenfor matbutikken. For å komme deg inn må du skanne en kode fra appen i smarttelefonen din. Nå som du er inne, kan du plukke alle varene du trenger fra hyllen og bare gå ut av butikken uten å gjøre noe mer. Takket være kunstig intelligens og mange små kamera over hele butikken registreres alle varer som tas ut av og tilbake til hyllen. Ingen kø i butikken. Ingen kasse å legge varene i. Varene blir automatisk registrert og betalt i appen på din smarttelefon når du går ut av butikken.»

Den nettbaserte spørreundersøkelsen ble produsert gjennom Google Docs skjema og ble delt ved forskjellige sosiale medier og ved e-post. Ved utdeling ble det informert om at den er frivillig og anonym å delta på. Det ble også informert om hvilken skole og studie denne masteren gjaldt, samt min epostadresse tilfelle noen ønsket å rette noen spørsmål. Det ble informert om hva målet med prosjektet var og hva opplysningene fra deltagelsene ville bli benyttet til (Dalland, 2020, s.174). Siden spørreundersøkelsen ble delt på forskjellige måter, er det trolig umulig å gjøre en reell vurdering av bortfall. Vi oppnår derimot et tilfeldig utvalg som vi anser som representativt for populasjonen (Johannessen, 2007, s.40). Innhenting av data resulterte i totalt 203 respondenter. NSD, som er et personvernombud, gir veiledning i hva som kan utløse meldeplikt ved gjennomføring av undersøkelser. (Dalland, 2020, s.171). I denne spørreundersøkelsen ble det ikke forespurt noen personopplysninger slik som navn eller kontaktinformasjon som for eksempel epostadresse. På denne måten oppnår vi en trolig god forskningsetikk gjeldende anonymitet, samt at meldeplikten ikke blir utløst (Dalland, 2020, s.168, 170).

Videre ble dataene fra spørreundersøkelsen flyttet over til analyseringsverktøyet SPSS Statistics hvor det ble utført forskjellige analyser som vi skal se videre på i delkapittel 3.5. Den komplette spørreundersøkelsen kan ses i vedlegg 1.

### 3.4 Dataanalyse

Vi har hittil i dette kapitlet sett på valg av studiens design, grunnlag for utvikling av undersøkelse og valg av spørsmål, ved siden av hva som gir oppgaven kvalitet. Målene er basert på tidligere studier og er deretter tilpasset til denne studiens kontekst. Videre i dette delkapittelet vil vi se på hvordan vi kan benytte oss av resultatene som vi har fått fra spørreundersøkelsen. De innsamlede dataene er behandlet og analysert i faktor- og regresjonsanalyse der programmet SPSS, Statistical Package for the Social Sciences, versjon 28.0.0.0 (190) er benyttet. Nedenfor vil vi se på kurtose og skjevhet, og de forskjellige aktuelle analysene, før vi i kapittel 3.5 vil kjøre disse testene.

#### 3.4.1 Kurtose og skjevhet

«Skewness» som betyr skjevhet på norsk er et begrep som vi bruker i analyser for å finne ut om utvalget er normalfordelt for å kunne utføre spesifikke statistiske analyser som faktor- og regresjonsanalyse. Jo nærmere null verdien er jo mer normalfordelt og perfekt balansert er den. Når en verdi av skjevhet er i minus så betyr dette at toppen befinner seg på venstre side av midten, mens når en verdi er i pluss så betyr dette at toppen er befinner seg på høyre side (Abbott, 2011, s.63).

En grei regel å følge for skjevhet er at man kan dele skjevhetsverdien med «standard error», som betyr standardfeilen for skjevhet. Dersom det likevel skulle være et resultat på over 2, -2, eller 3, -3, så betyr dette at det ikke er en normalfordeling. Det betyr derfor at man kan trolig kan anse skjevhetsverdier på under 2, -2 som normalfordelte (Abbott, 2011, s.64). Forskeren bør vurdere hva som er nødvendig å gjøre ved vurdering av skjevhet. Datasett med over 200 respondenter kan nemlig ha små standardfeil som gjør at det ved å dele på skjevhetsverdien når man har små standardfeil som kan gi en total skjevhetsverdi som blir veldig stor. Mindre datasett på for eksempel 50 respondenter har gjerne større standardfeil som gir en bedre total skjevhetsverdi enn antakeligvis ved 200 respondenter (Abbott, 2011, s.65).

«Kurtosis», som betyr kurtose på norsk, beskriver også som skjevhet en fordeling av verdiene. På samme måte som med skjevhet kan man dele kurtose med standardfeilene. I tillegg kan man benytte seg av -2, 2 regelen for å måle hva som er innenfor normalgrensen. De Leptokurtiske er de positive kurtose-verdiene, mens Platykurtic er de negative kurtose-verdiene. På samme måte som med skjevhet kan man dele kurtose med standardfeilene. Vi

anser derfor kurtose-verdier som er under -2, 2 som akseptable for å tolke at verdiene er normalfordelte (Abbott, 2011, s.65-66).

### **3.4.2 Eksplorerende faktoranalyse**

Faktoranalyse er en analyse som viser hvorvidt sammenhengen mellom de forskjellige variablene er til stede. Ved å undersøke sammenhengene mellom hvert mål kan man skape en forventning om en sterk korrelasjon dersom alle målene, som skal måle det samme, fanger opp samme grunnleggende faktor (Fabrigar & Wegener, 2012, s.2-4). Variablene har forskjellige verdier som forklarer noe om variabelen. For eksempel har kjønn gjerne to forskjellige verdier, slik som mann og kvinne (Larsen, 2017, s.38). Ved den eksplorerende faktoranalysen kan forskeren se hvor mange faktorer som finnes og hvordan de forskjellige variablene lader på hver faktor (Ringdal, 2014, s.350). Dette betyr at påstandene som er benyttet i en denne spørreundersøkelse under en faktoranalyse vil bli analysert for finne ut av påstandene faktisk lader på riktig faktor. For eksempel er det ønskelig å finne ut av om PA1, PA2, PA3 og PA4 lader på samme faktor.

Ved benyttelse av denne typen analyse vil man kunne få en forenklet sammenheng der det er lettere å tolke og vurdere de forskjellige variablene (Gripsrud, Silkoset & Olsson, 2004, s. 324). Relasjonene mellom de forskjellige variablene vil deretter kunne forklares gjennom sine faktorladninger som der igjen forklarer korrelasjonen de forskjellige variablene har til en faktor. Man kan benytte seg av en faktorrotasjon (for eksempel Varimax rotasjon) i analyseringsprogrammet der man kan oppnå et tydeligere bilde av hvordan de forskjellige variablene lader. Dette skjer ved at de høye korrelasjonene vil forstørres, mens de lave korrelasjonene vil forminskes (Johannessen, 2007, s.167). Videre er det viktig å undersøke hvordan reliabiliteten til de nye faktorene er, og vi finner ut gjennom en ny reliabilitetsanalyse hvordan de nye målingene oppnår en intern konsistens (Ringdal, 2014, s.357).

### **3.4.3 Korrelasjonsanalyse**

Ved en korrelasjonsanalyse kan man se hvorvidt det er en statistisk relasjon mellom variablene (Ringdal, 2014, s.303). Korrelasjonen måler nemlig styrken til samvariasjonen mellom to variabler og gir et grunnlag for hvor nærme de forskjellige respondentenes svar på

forskjellige mål kan relateres til hverandre (Bell et al., 2019, s.172-173). Det finnes flere varianter av korrelasjonskoeffisienter, men i denne studien er det av interesse å bruke bivariat analyse med den mest vanlige, nemlig Pearson's  $r$ . Blant andre varianter er Spearman's rho, Phi og Cramer's  $V$ , men disse vil vi ikke gå nærmere inn på i denne studien (Bell et al., 2019, s.324-325). Bivariat analyse måler i hvilken grad det kan finnes en relasjon mellom to variabler om gangen (Bell et al., 2019, s.321). Dette betyr at analysen kan vise fordelingen av enhetene på to forskjellige variabler på samme tid (Johannessen, 2007, s.46). Selv om korrelasjonsanalysen sier oss en del om samvariasjonen mellom variablene, vil den ikke kunne gi noen bekreftende svar gjeldende sammenhengen mellom dem (Jacobsen, 2018, s.331).

Styrken ved korrelasjonen kan vi se ved å studere Pearson's  $r$  som beskrives som « $r$ ». Korrelasjonskoeffisienten ligger enten mellom 1 og 0, eller 0 og -1 (Bell et al., 2019, s.323). Forholdet mellom de to variablene burde være mest mulig lineær i et plott diagram. Dette kan man se gjennom om korrelasjonskoeffisienten er lik positiv 1, vil dette bety at dataene i de forskjellige variablene vil ligge som en rett linje i en retning som går skrått oppover. Det samme er det med en negativ korrelasjon på 1, hvor alle dataene samler seg på en rett linje i en skrånet nedover-linje (McCormick & Salcedo, 2015, s.252).

En korrelasjonskoeffisient som ligger på 0 forklarer oss at de målte variablene ikke har noen korrelasjon og ingen intern konsistens. Mens en korrelasjonskoeffisient på 1 vil ha en perfekt korrelasjon og en fullstendig intern konsistent. En lav korrelasjon vil få målingene til å se ustabile ut. Dette betyr at resultatene, altså respondentenes svar, muligens ikke kan gis troverdighet (Bell et al., 2019, s.172). Dette betyr at både en negativ 1 og en positiv 1 vil gi en perfekt korrelasjon. Dette kan også forklares med et eksempel hvor en korrelasjon hvor  $r$  er målt til -0.6 vil ha en sterkere styrke enn 0.4, altså større sammenheng. Forskjellene mellom disse er at fortegnet bestemmer dens retning. Dette betyr at minusfortegnet går motsatt retning enn plussfortegnet. En perfekt korrelasjon på 1 viser oss at når en variabel øker så øker også den andre variabelen i samme grad. -1 viser det samme, men med et negativt perfekt forhold, der hvor den ene variabelen synker vil også den andre variabelen synke like mye (Bell et al., 2019, s. 323).

Risiko for multikollinearitet blir i korrelasjonsmatrisen studert for å se om man kan unngå dette. Multikollinearitet kan oppstå når korrelasjonen er perfekt eller nærmere perfekt (Bell et al., 2019, s.323). Dersom Pearsons  $r$  er høyere enn 0.7 kan det oppstå multikollinearitet som



gjør det vanskelig for regresjonsanalysen å bli riktig (Johannessen, 2007, s.147). Kravet for multikollinearitet er mindre i små utvalg ved nemlig 0.6 når antallet respondenter er under 200 ( $N < 200$ ). I større utvalg er det 0.8 når antallet respondenter er over 200 ( $N > 200$ ) (Berry, 1993). Ved en korrelasjon på 0.9 eller høyere kan det oppstå problemer (Ringdal, 2014, s.417). Man må derfor fjerne en variabel fra en faktor dersom dette skulle oppstå under korrelasjonsanalysen (Johannessen, 2007, s.147). I denne studien er det 203 respondenter og en godkjent korrelasjon vil derfor bli ansett som korrelasjoner under 0.8. Dersom vi oppnår høyere korrelasjon enn 0.8 må vi derfor fjerne en variabel fra en faktor for å møte kravene for videre analyse.

#### **3.4.4 Regresjonsanalyse**

Mens korrelasjonsanalysen måler styrken på relasjonen mellom to variabler, måler regresjonsanalysen sammenhengen mellom en eller flere variabler som er avhengige og uavhengige (Johannessen, 2007, s.131). I motsetning til korrelasjonsanalysen kan man derfor bestemme hvilken variabel som er den avhengige variabelen. Gjennom en regresjonsanalyse kan vi se hvordan forandringer som skjer i de uavhengige variablene kan forklare endringer som skjer i den avhengige variabelen. I tillegg kan man finne ut av om disse endringene kan ses som signifikante eller ikke (Gripsrud et al., 2004, s.263-264). En signifikans som har en verdi av  $p$  som er lik eller mindre enn 0.05 er innenfor risikoen for å oppnå signifikans.  $P$  står for sannsynlighet og vi kan derfor se at jo lavere  $p$  er, jo mindre risiko kan det trolig være.  $P = 0.05$  gir en sannsynlighet på 1 av 20, mens en  $p = 0,001$  gir oss en sannsynlighet på 1 til 1000 (Bell et al., 2019, s.328-329).

Regresjonsmodellen har forutsetninger som bør være innfridde. Den ene forutsetningen er at det ikke skal finnes målefeil i variablene. Det er også forutsetninger ved residualene. Blant disse er det behov for homoskedasitet, som betyr at spredningen av de forskjellige variablene skal være like. De skal være normalfordelte, observasjonene skal være uavhengige og de uavhengige variablene bør ikke være perfekt korrelerte (Ringdal, 2014, s.416, 448)

Korrelasjoner over 0,9 kan som nevnt skape problemer og vi ønsker å unngå multikollinearitet da vi ønsker at korrelasjonene ikke skal være for godt korrelert. Perfekt multikollinearitet ligger på -1, 1. Vi følger i denne analysen regelen om multikollinearitet gjelder ved verdier over 0.8 da vi har et utvalg på over 200 respondenter ( $N > 200$ ). Videre er det forutsetning om

linearitet som handler om at sammenhengen mellom verdiene er lineære, og kan være positive eller negative (Ringdal, 2014, s.417).

Det finnes to forskjellige typer regresjonsanalyser. Den ene er lineær regresjon der hvor den avhengige variabelen bør ha så høyt måle-nivå med mange verdier som mulig. Denne variabelen burde være dikotom, nominal eller ordinal. Den andre er logistisk regresjon. Denne typen analyse benyttes når kravene for lineær regresjon ikke er oppfylt (Johannessen, 2007, s.132). I denne studiens analyse er det benyttet både lineær og logistisk regresjonsanalyse. Årsaken til dette er fordi det ved UI er for få verdier til å kunne måles lineært og vi må derfor kjøre logistisk regresjon for å måle den avhengige variabelen UI.

Den enkle regresjonsanalysen, bivariat regresjonsanalyse, måler kun sammenhengen mellom én uavhengig og én avhengig variabel (Johannessen, 2007, s.132). Da denne studien ønsker å måle flere uavhengige variabler samtidig, vil dette derfor ikke bli en aktuell regresjonsmodell. Den aktuelle regresjonsmodellen blir derimot multipl regressjonsanalyse. I denne modellen kan man måle flere uavhengige variabler opp mot en avhengig variabel (Johannessen, 2007, s.140). Ved multipl regressjonsanalyse er det viktig at datasettet er omgjort til tallverdier om det ikke allerede er av metrisk orden. Før man kan utføre analysen må man også være sikre på hva som er den avhengige variabelen og hvilke som er de uavhengige (Hair, Black & Babin, 2010, s.162).

Den multiple korrelasjonskoeffisienten  $R^2$  forklarer hvor mye av samvariasjonen i den avhengige variabelen som kan forklares gjennom de uavhengige variablene. Dette betyr at den samlede forklaringskraften til den avhengige variabelen blir forklart.  $R^2$  verdien befinner seg et sted mellom 0 og 1. En  $R^2$  som har en verdi lik 0, vil fortelle oss at det ikke finnes noen samvariasjon, mens en  $R^2$  som er nærmere 1 vil vise oss at det er veldig mye samvariasjon (Ringdal, 2014, s.399).

### 3.5 Resultater

Vi ønsker å starte denne analyseringen med å se på de deskriptive analysene av både demografiske karakteristikk og de forskjellige variablene. På denne måten blir vi litt bedre kjent med hvem respondentene er og om utvalget kan forklares som godt representert for den norske forbrukeren. Vi vil også gjennom en deskriptiv analyse studere hvordan skjevhet og kurtose ligger på de forskjellige faktorene. Videre er det interessant å se på en eksplorerende faktoranalyse da dette gir oss en forklaring på hvilke variabler som har størst samvariasjon. Her er det interessant å se om de forskjellige variablene innenfor hver faktor faktisk måler den faktor den er ment til å måle. Det er også interessant å se på en korrelasjonsanalyse før vi går videre til en regresjonsanalyse.

#### 3.5.1 Deskriptiv analyse

I denne deskriptive frekvensanalysen ønsker vi først og fremst å se på i hvilken grad respondentene ville benyttet seg av systemet Amazon Go. Vi ser i tabell 3 nedenfor at det er dobbelt så mange som er helt enig i påstanden «Jeg ville likt å benytte meg av Amazon Go» med 68 svar, enn ved helt uenig med 34 svar ved denne påstanden. Vi ser også på den kumulative presenten at de som har noen form for uenighet ved denne påstanden består av 31 prosent av respondentene, mens 60.1 prosent er på den positive siden av påstanden. Graden av villighet til brukerintensjonen kan derfor ses på som dobbel så stor som uvilligheten.

Tabell 3 Frekvenstabell for brukerintensjonen

<b>UI: Jeg ville likt å benytte meg av Amazon Go</b>	<b>Frekvens</b>	<b>Prosent</b>	<b>Kumulativ prosent</b>
<i>Helt uenig</i>	34	16.7	16.7
<i>Uenig</i>	19	9.4	26.1
<i>Litt uenig</i>	10	4.9	31.0
<i>Nøytal</i>	18	8.9	39.9
<i>Litt enig</i>	25	12.3	52.2
<i>Enig</i>	29	14.3	66.5
<i>Helt enig</i>	68	33.5	100.0

I frekvensanalysen vil vi i tabell 4 nedenfor se på hvordan skjevheten og kurtose er for de forskjellige faktorene. I tillegg vil vi kunne se hvordan medianen på verdiskalaen er plassert ved hver enkelt faktor. Medianen sier oss noe om hvor midten er. I denne analysen forteller det oss rett og slett hvilken verdi nummer 101/102 i midten i en nummerert rekke er når vi har 203 respondenter i denne analysen. Vi ser blant annet at alder har en median på 3.00 på en skala fra 1 til 5. Dette betyr at vi kan se på alder som normalfordelt. Når medianen til UI er på 4.67 på en verdiskala på 1 til 7, ser vi at det er flere som har svart litt enig, enig eller helt enig på påstanden.

Tabell 4 En deskriptiv frekvensanalyse av variablene

N	UI	PU	PEOU	PA	PPR	SN	Kjønn	Alder	Utdannelse
<i>Valid:</i>	203	203	203	203	203	203	203	203	203
<i>Missing:</i>	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<i>Mean</i>	4.67	4.92	5.55	3.37	4.72	3.02	1.58	2.76	3.07
<i>Median</i>	5.00	5.50	6.00	3.00	4.75	3.00	2.00	3.00	3.00
<i>Std.Dev.</i>	2.28	1.94	1.63	1.81	1.620	1.846	.495	.848	.814
<i>Skewness</i>	-.496	-.684	-1.36	.486	-.399	.429	-.332	-.008	-.248
<i>Std error</i>	.171	.171	.171	.171	.171	.171	.171	.171	.171
<i>Kurtosis</i>	-1.29	-.760	1.18	-.821	-.617	-1.055	-1.91	-.828	-.601
<i>Std error</i>	.340	.340	.340	.340	.340	.340	.340	.340	.340
<i>Minimum</i>	1	1	1	1	1	1	1	1	1
<i>Maximum</i>	7	7	7	7	7	7	2	4	5

Slik som vi kan se i tabell 4 på ovenfor har UI en svak skjevhet til venstre med verdien  $-.496$ . PU, PPR, kjønn og utdanning har også en svak skjevhet til venstre med verdiene  $-.684$ ,  $-.399$ ,  $-.332$  og  $-.248$ . PEOU har en mye større skjevhet til venstre med en verdi på  $-1.363$  og kan anses som den faktoren med minst normalfordeling av alle faktorene. Alder har derimot en verdi på  $-.008$  som betyr at den så vidt kan ses som noe skjev til venstre fra midten. Gitt at en verdi nærmest mulig null gir oss en normalfordeling samtidig som vi også ser at medianen er omtrentlig midt på skalaen, kan vi se at alder mest sannsynlig innehar den beste normalfordelingen i denne analysen. PA og SN er svakt positive som gjør at dem heller til høyre side av midten med sine verdier på  $.486$  og  $.429$ . Med regelen om innfridd normalfordeling dersom skjevhet er under verdiene  $-2$ ,  $2$ , ser vi at alle faktorene i denne analysen befinner seg under denne grensen. Vi kan derfor tolke disse resultatene som normalfordelte.

I analysen kan vi se at alle kurtose-verdiene er «Platykurtic», unntatt PEOU, siden de alle har en negativ verdi. Lavest kurtose-verdi finner vi ved PPR og Utdannelse, der hvor verdiene er på -.617 og -.601. Videre har vi faktorene PU, PA og Alder som har en litt høyere verdi på -.760, -.821 og -.828. UI og SN har en enda større negative verdier med kurtose-verdiene -1.292 og -1.055. PEOU har derimot en positiv «Leptokurtisk» kurtoseverdi som med en verdi på 1.18. Til sist ser vi at kjønn har en veldig høy kurtose på -1.909. På samme måte som ved skjevhet kan vi tolke kurtose-verdier som befinner seg under -2, 2 som normalfordelte. Derfor kan vi tolke disse resultatene som normalfordelte ved både skjevhet- og kurtose-verdier.

### **3.5.2 Demografiske karakteristikk**

I undersøkelsen ble respondentene spurt om kjønn, alder og utdanning da dette ble vurdert som et godt grunnlag til å forstå respondentene i denne forskningen. Det er spesielt interessant å studere hvordan alder påvirker en respondents interesse til å benytte seg av Amazon Go. I denne undersøkelsen var andelen av kvinner som ga en besvarelse litt høyere enn besvarelsene fra menn, med en andel på 58,1 prosent. Vi kan også se at de fleste som besvarte var i alderen mellom 20-50 år med totalt 73,4 prosent av besvarelsene. Vi kan derfor i denne studien se at representasjonen av «de eldre», som i denne studien ble satt som over 51 år gammel, er for svak. Det stilles spørsmål til om denne studien kun klarer å måle de yngre og midtaldere, nemlig under 20 år og til 50 år. Slik som vist i tabell 5 på neste side kan vi også se at den største andelen av utvalget har høyere utdanning, hvor av 75,4 prosent har gått minst ett år ved høyere utdanning. Ved deskriptiv analysing av gjennomsnittet av alder på både menn og kvinner hver for seg, fant vi ut av gjennomsnittsalderen på begge kjønn lå på 36-50 år. Det samme gjelder utdanning der både menn og kvinner i en separat deskriptiv analyse målte et gjennomsnitt på 1-3 års høyere utdanning. Vi ser derfor at kjønn ikke er så langt unna en jevn fordeling i denne undersøkelsen.

Tabell 5 Demografiske resultater

<b>Kjønn:</b>			
	Frekvens	Prosent	Kumulativ prosent
<b>Mann</b>	85	41,9	41,9
<b>Kvinne</b>	118	58,1	100
<b>Alder:</b>			
<b>&lt;20-35 år</b>	83	40,9	40,9
<b>36-50 år</b>	76	37,4	78,3
<b>51-65 år</b>	39	19,2	97,5
<b>&gt;65 år</b>	5	2,5	100
<b>Utdannelse:</b>			
<b>Kun ungdomsskole</b>	4	2	2
<b>Videregående skole</b>	46	22,7	24,6
<b>1-3 års videre utdanning</b>	86	42,4	67
<b>4-5 års videre utdanning</b>	65	32	99
<b>Doktorgrad</b>	2	1	100

Videre har vi analysert brukerintensjonen isolert sett mot gjennomsnittsalderen, kjønn og utdannelse slik som vi kan se i tabell 6 på neste side. Det er interessant å se hvordan det demografiske utvalget stiller seg til denne påstanden før vi går dypere inn i analysering av alle påstandene. Når det gjelder alder så ser vi at gjennomsnittsalderen stort sett befinner seg på 20-35 år.

Vi ser også ved utdannelse at resultatene av medianen stort sett ligger på 1-3 år utdannelse, som betyr at minst halvparten av de som svarte ved de forskjellige skala-verdiene har minst et år høyere utdanning. Ved skala-verdien «litt uenig» er medianen på 4-5 års utdannelse, som betyr at minst halvparten av de som svarte «litt uenig» har minst 4 år utdannelse. Av disse resultatene kan vi tolke det som at det er flest menn i alderen 20-50 år med høyere utdanning som har mest negative holdninger til brukerintensjon. Vi kan trolig beskrive dette datasettet som et bekvemmelighetsutvalg som der igjen kan påvirke vurdering om dette datasettet er godt nok representativt for den norske forbrukeren.

Tabell 6 Brukerintensjon mot alder, kjønn og utdanning

«Jeg ville likt å benytte meg av Amazon Go»	Andel besvarelser:	Gjennomsnittsalder:	Størst andel av kjønn svarte:	Størst andel ved utdanning:
Svært uenig	34	20-35 år	Menn	1-3 år høyere utdanning
Uenig	19	20-35 år	Menn	1-3 år høyere utdanning
Litt uenig	10	36-50 år	Menn	4-5 år høyere utdanning
Hverken eller	18	20-35 år	Menn	1-3 år høyere utdanning
Litt enig	25	20-35 år	Kvinner	1-3 år høyere utdanning
Enig	29	20-35 år	Kvinner	1-3 år høyere utdanning
Helt enig	68	20-35 år	Menn	1-3 år høyere utdanning

Blant demografiske alternativer som ikke ble med i denne undersøkelsen var inntekt og geografisk plassering. Inntekt ble ikke tatt med i denne undersøkelsen da det etter nøyere vurdering ble vurdert som ikke relevant for forskningen. Problemstillingen er interessert i den norske forbrukeren, og da denne undersøkelsen ble presentert til mulige respondenter ble den rettet mot nordmenn. Dette gjennom det norske språket i undersøkelsen og de gruppene denne undersøkelsen ble sendt til.

### 3.5.3 Test av reliabilitet og validitet

Etter de konvergente og divergente analysene kontrolleres reliabiliteten som gir en indikasjon på målenes stabilitet og robusthet. Reliabilitet er en kontroll på om det ved flere uavhengige studier av samme fenomen vil være sannsynlig å komme fram til tilnærmet likt resultat.

Nedenfor i tabell 7 kan vi se hvor godt de forskjellige faktorene har blitt forklart ved tidligere forskning og hvor godt de forklares ved denne studien. Cronbach alfa ( $\alpha$ ) tar høyde for antall indikatorer og belønner indekser med mange indikatorer med høye korrelasjoner.

Reliabilitetsmålet bør derfor vurderes for begreper med få indikatorer. Minimumskravet for  $\alpha$  er som nevnt 0.70. Slik som kan synes i tabellen er resultatene fra tidligere forskning gitt en ladning på over 0.70. Det er derfor viktig at vi oppnår en verdi på over 0.70 i denne analysen for å kunne få støtte i at undersøkelsen har oppnådd reliabilitet.

Tabell 7 Måling av undersøkelsens reliabilitet

Faktor:	Item:	Cronbach's alfa ( $\alpha$ )	
		Tidligere forskning:	Denne studien:
PU	PU1	Venkatesh & Davis (2000): 0,87-0,98	0,96
	PU2		
	PU3	Davis et al. (1989): 0,95-0,97	
	PU4		
PEOU	PEOU1	Venkatesh & Davis (2000): 0,86-0,98	0,94
	PEOU2		
	PEOU3	Davis et al. (1989): 0,91-0,93	
	PEOU4		
PA	PA1	Yu & Song (2020): 0,797	0,94
	PA2		
	PA3	Hite et al. (2014): 0,86	
	PA4		
PPR	PPR1	Dinev & Hart (2006): 0,87	0,89
	PPR2		
	PPR3		
	PPR4		



SN	SN1 SN2	Venkatesh & Davis (2000): 0,82-0,91	0,95
----	------------	---	------

$\alpha$  for PU var veldig høy, nemlig 0.961 som betyr at alle variablene innen PU vil gi en veldig god forklaring på PU. Davis (1989) har en  $\alpha$  på 0.95-0.97, mens Venkatesh & Davis (2000) har en  $\alpha$  opp til 0.98. Dette betyr at disse dataene kan anses som reliable da de støttes av tidligere forskning.

$\alpha$  for PEOU var i denne studien på 0.938, som gir en høy forklaringskraft. Tidligere forskning har gitt resultater i samme nivå der hvor Davis (1989) oppnådde en  $\alpha$  på 0.91-0.93 mens Venkatesh & Davis (2000) noen år senere viser til en  $\alpha$  på 0.86-0.98. Verdiene i denne studien gir en  $\alpha$  som havner innenfor tidligere studier, og denne studien for derfor bekreftet sin reliabilitet.

Hite et al. (2014) utviklet et instrument for måling av PA for å kunne vurdere dens validitet og reliabilitet. Tidligere måler av PA har blitt utført på små skalaer med bare 1-3 elementer som har gitt lite bevis på validiteten. (Hite et al., 2014. s. 26). For å kunne måle validitet og reliabilitet for PA er det to sentrale krav. Det ene er ifølge Hite et al. (2014) definert av Scott (1998) om at man må ta hensyn til variasjon i oppfatninger av anonymitet. Det andre er at det er mange forskjellige faktorer som kan påvirke PA. Derfor burde det være en fleksibilitet på tvers av flere faktorer (Hite et al., 2014. s. 26). I denne studien er det blitt målt med fire elementer som har gitt en  $\alpha$  på 0.942, noe som er en høyere verdi enn ved de tidligere studiene. Hite et al. (2014) oppnådde en  $\alpha$  på 0.86, mens Yu & Song (2020) oppnådde en litt lavere  $\alpha$  på 0.797. En så høy verdi som denne studien har oppnådd kan komme av at det blir benyttet fire itemer i denne studien mens det blir benyttet fem og seks itemer i de to tidligere studiene.

Ved måling av PPR oppnådde Dinev & Hart (2006) en  $\alpha$  på 0.87 som gir en god forklaringskraft. I denne studien ble det oppnådd en  $\alpha$  på 0.891 som er litt over verdiene ved tidligere forskning. Det gir denne studien støtte og bekreftelse på reliabilitet. Venkatesh og Davis (2000) målte reliabiliteten til SN til å være  $\alpha$  på mellom .82 og 0.91, som betyr reliabiliteten har blitt gitt støtte i tidligere studier.  $\alpha$  ble i denne studien målt til å være 0.955, som er litt høyere enn i tidligere studier. Vi kan derfor tolke resultatene i denne studien til å ha oppnådd reliabilitet og validitet.

### 3.5.4 Eksplorerende faktoranalyse

I dette kapitlet analyseres resultatene ved konvergent og divergent validitetstest for utvalget. Gjennom denne analysen ser vi hvilke uavhengige variabler som har størst samvariasjon med hverandre. Dette kan være avgjørende for at vi skal kunne utvikle en teori. Datasettet sin struktur må derfor analyseres og antall variabler må reduseres.

Tabell 8 KMO and Bartlett's Test

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.898
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	4004.073
	df	153
	Sig.	.000

Vi ønsker først å se på «KMO og Bartlett's Test» for å se om dette datasettet egner seg for en faktoranalyse. Vi kan se i tabell 8 ovenfor at den er på .898 som betyr at denne testen kan tolkes som å være godt egnet. I tillegg ser vi at «Bartlett's Test of Sphericity» er signifikant da denne tilfredstiller kravet;  $p \leq 0,05$ , med en sig. på  $p = .000$ . Dette bekrefter også at denne testen er egnet.

Videre undersøker vi hvor mye av variasjonen i en variabel som er felles med de andre variablenes variasjonen. Som vi ser i tabell 9 på neste side i kolonne «Extraction» er det mange variabler som har en høy felles varians. Den variabelen med lavest felles varians er PPR4 med .662, mens den med høyest var PA2 med .895. Siden disse verdiene bør være over 0.4 betyr dette at alle verdiene gir grunnlag til å skape en god faktoranalyse. Man kan også se i tabellen nedenfor at noen av variablene kan lade på samme faktor. Man beholder på den faktoren som har en høyest felles varians, men dersom forskjellen på variansen er på under 0,2, må hele variabelen fjernes. I dette tilfellet er det under 0,2 i forskjell mellom faktorenes felles varians på PU, og denne blir derfor fjernet.

Tabell 9 Resultater ved eksplorerende faktoranalyse

Variabel	Extraction	Rotated Component Matrix			
		1	2	3	4
<b>PU1</b>	.780	.733			.423
<b>PU2</b>	.741	.653			.506
<b>PU3</b>	.835	.737			.465
<b>PU4</b>	.842	.707			.489
<b>PEOU1</b>	.760	.864			
<b>PEOU2</b>	.830	.882			
<b>PEOU3</b>	.819	.895			
<b>PEOU4</b>	.856	.874			
<b>PA1</b>	.795		.858		
<b>PA2</b>	.896		.876		
<b>PA3</b>	.892		.878		
<b>PA4</b>	.822		.803		
<b>PPR1</b>	.756			.771	
<b>PPR2</b>	.866		-.448	.799	
<b>PPR3</b>	.869		-.445	.804	
<b>PPR4</b>	.662			.787	
<b>SN1</b>	.883				.905
<b>SN2</b>	.853				.885

Vi har videre benyttet oss av en «Eigenvalue» over 1 som har gitt oss et forslag på 4 faktorer, slik som vi ser i tabell 10 på neste side hvor N står for faktor i denne tabellen. Denne tabellen viser oss at faktor 1 forklarer 48 prosent av variansen. Vi har valgt å benytte oss av Varimax rotasjon og vi ser derfor i tabellen nedenfor at ved en rotasjon vil deler av forklaringen gå over til de andre faktorene. Etter rotasjon forklarer faktor 1 29,4 prosent, mens faktor 2 forklarer 22,1 prosent av variansen. Videre til de to siste faktorene hvor faktor 3 forklarer 17,3 prosent, mens faktor 4 forklarer 13,9 prosent av variansen. Vi ser videre i «Cumulative %» ved faktor 4 at alle faktorene til sammen forklarer omtrentlig 82,7 prosent av variasjonen i hele datasettet. De resterende 17,3 prosent er fordelt over mange små faktorer med en «Eigenvalue» på under 1 som ville forklart mindre enn i sin egen variasjon, og er derfor blitt ekskludert fra videre analyse.

Tabell 10 Total Variance Explained

N	Totalt	Initial Eigenvalues		Extraction Sum of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
		% av varians	Cumulative	Total	% av varians	Cumulative	Total	% av varians	Cumulative
1	8.075	47.498	47.498	8.075	47.498	47.498	4.999	29.404	29.404
2	3.387	19.921	67.418	3.387	19.921	67.418	3.754	22.081	51.484
3	1.533	9.016	76.435	1.533	9.016	76.435	2.945	17.325	68.810
4	1.060	6.235	82.669	1.060	6.235	82.669	2.356	13.860	82.669

I tabell 9 på forrige side så vi resultatene fra «Rotated Component Matrix». Faktorladninger på under 0,4 har blitt ekskludert fra denne analysen siden vi ønsker å se et ryddig resultat med de ønskede og beskrivende resultatene. Vi ser hvordan fordelingen av de fire faktorene er på de forskjellige variablene. Vi ser også hvordan noen av disse faktorene kan lade på på en annen faktor, men da forskjellen er høyere enn 0,2 ser vi kun på de høyeste. PU2 lader på to faktorer med verdiene .653 og .506. Siden dette gir en forskjell på mindre enn 0.2 ser vi at PU2 må fjernes fra faktoren. Siden ingen av de resterende variablene som lader på to faktorer her har mindre forskjell enn 0,2 velger vi derfor å gå videre med alle variablene unntatt PU2. Resultatet av denne analysen har gitt oss fire faktorer hvor av at faktorene består av:

Faktor 1: PU1, PU3, PU4, PEOU1, PEOU2, PEOU3 og PEOU4.

Faktor 2: PA1, PA2, PA3 og PA4

Faktor 3: PPR1, PPR2, PPR3 og PPR4

Faktor 4: SN1 og SN2

Dette betyr at PU og PEOU blir slått sammen fra to separate faktorer til en samlet faktor, der faktoren måler med de nye variablene i faktoren, som er alle variablene i PU og PEOU unntatt PU2. Videre vil vi måle reliabiliteten til disse fire nye faktorene. Vi har tidligere målt reliabilitet mot tidligere forskning, som har gitt oss en høy reliabilitet. Etter vurdering av fire faktorer i stedet for seks faktorer, er det ønskelig å analysere hvordan dette har påvirket forklaringskraften til de endrede faktorene.

Tabell 11 4-Faktor reliabilitetstest

FAKTOR:	FAKTOR-	CRONBACHS
	NAVN:	ALFA
1	PU_PEOU	.96
2	PA	.94
3	PPR	.89
4	SN	.95

Slik som tabell 11 ovenfor viser har faktor 1 fått en Cronbachs alfa ( $\alpha$ ) på .96. Faktor 1 er som sett ovenfor to faktorer som har blitt slått sammen, nemlig fra PU og PEOU. PU hadde ved den forrige reliabilitetstesten en  $\alpha$  på .96 som betyr at den ved sammenslåingen har holdt seg uendret. PEOU hadde ved den forrige reliabilitetstesten en  $\alpha$  på .94 mens den nå ved sammenslåingen har fått en økning på .02. Dette betyr at PEOU forklarer mer når den er sammenslått enn når den måles alene. Faktor 2, 3 og 4 har ingen endringer og forklaringskraften er den samme ved denne målingen som ved den første.

I videre analyser vil derfor PU og PEOU bli slått sammen, som gjør at hypotese 1-3 ikke lenger kan måles. Derimot kan vi vurdere en ny hypotese, nemlig

*H<sub>2</sub>H<sub>3</sub>: PU\_PEOU har positiv effekt på brukerintensjonen ved Amazon Go..*

Denne sammenslåingen påvirker også hypotese H6 som ikke lenger kan måles da denne måles mot kun PU. Det er likevel interessant å studere hvordan SN påvirker PU og PEOU. Derfor foreslås det en endring på Hypotesen, nemlig:

*H<sub>6</sub>: SN har en positiv effekt på PU\_PEOU ved brukerintensjonen av Amazon Go.*

På grunn av denne endringen ser vi også at «frequency» analysen i de deskriptive analysene må utføres på nytt da PU og PEOU som selvstendige ikke er gyldige. Vi kjører derfor analysen på nytt med PU\_PEOU, uten faktorene PU og PEOU som selvstendige faktorer og får disse resultatene som vi kan se i tabell 11 på neste side.

Tabell 12 En deskriptiv frekvensanalyse med PU\_PEOU

N	UI	PU_PEOU	PA	PPR	SN	Kjønn	Alder	Utdannelse
<i>Valid:</i>	203	203	203	203	203	203	203	203
<i>Missing:</i>	0	0	0	0	0	0	0	0
<i>Mean</i>	4.67	5.31	3.37	4.72	3.02	1.58	2.76	3.07
<i>Median</i>	5.00	5.71	3.00	4.75	3.00	2.00	3.00	3.00
<i>Std.Dev.</i>	2.28	1.65	1.81	1.620	1.846	.495	.848	.814
<i>Skjevhet</i>	-.496	-1.03	.486	-.399	.429	-.332	-.008	-.248
<i>Std error</i>	.171	.171	.171	.171	.171	.171	.171	.171
<i>Kurtosis</i>	-1.29	.246	-.821	-.617	-1.055	-1.91	-.828	-.601
<i>Std error</i>	.340	.340	.340	.340	.340	.340	.340	.340
<i>Minimum</i>	1	1	1	1	1	1	1	1
<i>Maximum</i>	7	7	7	7	7	2	4	5

Det vi ser i disse analysene i tabell 12 ovenfor er at det bare er PU\_PEOU som har en endring når de er slått sammen men at de likevel er innenfor regelen for normalfordeling da PU\_PEOU har en skjevhet på -1.03 og en kurtose på .246. Dette er innenfor regelen for normalfordeling som er på -2, 2.

### 3.5.5 Korrelasjonsanalyse

Korrelasjonsanalysen utføres på de ferdige indekserte begrepene. De sammenslåtte variablene testes for diskriminant validitet ved hjelp av korrelasjonsmatrise. Kravet for kollinearitet er i denne undersøkelsen satt til en korrelasjon på 0.8 siden denne studien har 203 respondenter. Jeg har utført en korrelasjonsanalyse hvor jeg har benyttet meg av den bivariante analysen. Jeg har her testet om alle variablene har sammenhenger mot en annen variabel, ved å kjøre en korrelasjonsmatrise. I denne korrelasjonsmatrisen går jeg videre med faktorene jeg fant i faktoranalysen. Dette betyr at PU og PEOU er slått sammen i korrelasjonsanalysen. I tabell 13 på neste side ser jeg først og fremst at alle resultatene er signifikante med en p-verdi på under 0,01. At oppfattet nytte har en verdi på 1,000 mot rad (1) er fordi den måler forholdet mellom oppfattet nytte og seg selv (oppfattet nytte). Slik som man kan se er det sterkere korrelasjon mellom noen variabler enn med andre.

Den sterkeste korrelasjonen finner vi i forholdet PU\_PEOU og UI der hvor vi får en  $r$  verdi på .799. Årsaken til denne sterke korrelasjonen kan være på grunn av spørsmålsformuleringen.

Men ifølge Berry (1993) er dette innenfor kravet for kollinearitet. Dette betyr at det er en veldig sterk korrelasjon mellom disse to variablene, og at linjen kan anses å være ganske skrå oppover med dataverdiene på en relativt rett linje. I tillegg er dette en positiv korrelasjon som betyr at når den ene variabelen øker, så øker også den andre. Dette betyr at når brukerintensjonen øker så øker også PU\_PEOU. Den nest sterkeste korrelasjonen er forholdet mellom PPR og PA der hvor  $r$  verdien er på  $-.653$ . Den er litt svakere enn det sterkeste forholdet, men kan fortsatt anses som en sterk korrelasjon. Denne forteller oss at dersom PPR øker så vil PA bli redusert.

Den svakeste korrelasjonen kan vi se at er forholdet mellom oppfattet personvernsrisiko og subjektive normer der hvor  $r$  verdien er på  $-.185$ . Dette betyr at dette forholdet har en veldig svak negativ korrelasjon, og kan forklares som at når den ene variabelen øker så synker den andre. Dette betyr at når de subjektive normene øker så synker den oppfattet personvernsrisikoen. Korrelasjonen er som nevnt signifikant, men forholdet er relativt svakt.

Tabell 13 Korrelasjonsmatrise

	1	2	3	4	5
UI (1)	1,000				
PU_PEOU (2)	.799*	1,000			
PA (3)	.481*	.397*	1,000		
PPR (4)	-.413*	-.346*	-.653*	1,000	
SN (5)	.514*	.512*	.296*	-.185*	1,000

\*Korrelasjonen er signifikant på et 0,01 nivå (2-tailed)

Videre ser vi på de andre forholdene som havner mellom de sterkeste og den svakeste. Forholdet til PU\_PEOU og PA har en litt under middels korrelasjon med en  $r$  verdi på 0,397. Videre er det forholdet med UI og PA. Her er forholdet noe sterkere med en  $r$  verdi på 0,481. Dette er litt under halvparten av verdien for å ha perfekt korrelasjon.

Forholdet til PPR og UI er litt under middels svakt med en negativ korrelasjon på  $r$  verdi  $-.413$ , mens forholdet til PPR og PU\_PEOU har en svakere negativ korrelasjon på  $-.346$ . Dette betyr at PPR har et sterkere forhold til UI enn PU\_PEOU. Videre ser vi at forholdet mellom SN og UI har en  $r$  verdi på 0,514, mens forholdet mellom SN og PU\_PEOU har en  $r$  verdi på 0,512 som er et relativt likt forhold som den forrige. Begge to har en positiv korrelasjon og

korrelerer noenlunde like mye. Siste forholdet for SN er med PA som har en  $r$  verdi på 0,296. Dette kan i et diagram ses som en svakt skrå pil oppover, som viser en svak korrelasjon, mens den første verdien på 0,564 kan ses på en pil som går litt brattere oppover som viser en sterkere korrelasjon. Vi ser ved denne analysen at alle forholdene mellom variablene er signifikante da  $p < 0,05$ . Vi ser også at det er litt forskjell i hvor sterkt forholdet mellom de forskjellige variablene er. Regelen om multikollinearitet blir benyttet ved denne analysen da ingen av resultatene er over 0,8.

### 3.5.6 Multippel regresjonsanalyse

Det er også blitt kjørt fem multiple regresjonsanalyser for å studere sammenhengene mellom de forskjellige variablene. I denne analysen ble det benyttet både varianten «Ordinal Logistic Regression» og «Ordinal Linear Regression». Årsaken til at dette ble vurdert til det beste alternativet for denne oppgaven er fordi den avhengige variabelen brukerintensjon (UI) kun måler på et spørsmål. Vi ønsker også å finne svar på hypoteser der hvor den avhengige variabelen blir en annen og hvor lineær er mest egnet.

Før vi kan utføre regresjonsanalysene må vi undersøke om forutsetningene er møtt. Vi har funnet at det ikke er målefeil. Vi har under faktoranalysen funnet ut at vi måtte fjerne en variabel for å unngå målefeil. Vi har også oppnådd variabler som er innenfor regelen for normalfordeling og vi tolker resultatene til at det finnes homoskedasitet da spredning av verdiene anses å være like. Vi ser også at regelen for multikollinearitet er oppnådd.

Vi vil derfor først kjøre en logistisk multippel regresjonsanalyse med UI som den avhengige variabelen. Deretter vil vi kjøre fire lineære multiple regresjonsanalyser der hvor vi bytter på at den avhengige variabelen er PU\_PEOU, PA, PPR og SN. På denne måten vil vi kunne finne ut om det finnes støtte til våre hypoteser. Resultatene vil bli presentert nedenfor.



### 3.5.6.1 Faktorer som påvirker brukerintensjonen

I denne analysen ønsker vi å studere hvordan de forskjellige uavhengige variablene påvirker den avhengige variabelen. Vi har funnet at UI er den avhengige variabelen, mens PU\_PEOU, PA, PPR, SN er de uavhengige faktorene. Vi ønsker også å se om noen av de demografiske faktorene har påvirkningskraft. Disse er alder, kjønn og utdanning. UI måler som nevnt kun på en påstand, og det vil derfor i denne analysen bli benyttet «Ordinal Logistic Regression».

Tabell 14 Model Fitting Information

Modell*	-2 Log Likelihood	Chi-Square	Df	Sig.
«Intercept only»	725.275			
Final	491.896	233.380	12	<.001
Pearson**		1052.443	1200	.999
Avvikstest**		491.896	1200	1.000

\*Tabell: Model Fitting Information \*\*Tabell: Goodness-of-Fit

Vi starter denne analysen med å se på «Model Fitting Information» i tabell 14 ovenfor. Her ser vi at modellen er signifikant og at det er betydelig forbedring i tilpasningen til den endelige modellen mot nullmodellen. Vi kan forklare dette med denne formelen: [ $\chi^2(12) = 233.380, p <.001$ ]

Ved modellen “Goodness-of-Fit” kan vi se både Pearson og avvikstesten. Disse to kjikvadrattestene (Chi-square-test) er nyttige for at vi skal kunne vurdere om en modell kan vise til gode resultater og god tilpasning til våre data. Vi ser at Pearson Kjikvadrattest gir oss dette resultatet [ $\chi^2(1200) = 1052.443, p = .999$ ], mens avvikstesten gir oss dette resultatet: [ $\chi^2(1200) = 491.896, p = 1.000$ ]. Disse resultatene kan vi se at er ikke-signifikante og vi kan derfor si at disse resultatene kan gi oss bekreftelse på at denne modellen har en god modelltilpasning.

I tabell 15 på neste side er det blitt målt hvordan brukerintensjonen blir påvirket av de forskjellige variablene, inkludert kjønn, alder og utdanning. Variabelen til brukerintensjonen ble i denne analysen plassert som den avhengige «Dependent», mens PU\_PEOU, PA, PPR og SN ble plassert under «Covariate(s)». Til sist ble Utdanning, kjønn og Alder plassert under faktor «Factor(s)». Med disse valgene fikk vi resultatene som vi viser til i den nevnte tabellen.

Tabell 15 "Parameter Estimates" med avhengig variabel Brukerintensjon

		Estimat	Std. Error	Wald	Sig.	95% konfidens-intervall	
						Nedre	Øvre
<b>Threshold:</b>	UI	19.168 - 24.664	1.152 - 1.351	276.646 - 333.105	<.001	16.910	27.312
<b>Lokasjon:</b>							
<b>PA</b>		.259	.118	4.842	.028	.028	.489
<b>PPR</b>		-.055	.125	.192	.661	-.301	.191
<b>SN</b>		.182	.092	3.911	.048	.002	.362
<b>PU_PEOU</b>		1.561	.165	89.959	<.001	1.239	1.884
<b>Utdannelse</b>		12.653	.611	836.753	<.001	9.522	13.757
<b>Kjønn</b>		Ikke signifikant			.539		
<b>Alder</b>		Ikke signifikant			>.254		

Resultatene fra denne analysen viser oss at det kun er noen få signifikante resultater der  $p < .001$  og  $p < .05$ . Skjæringspunktene vil i denne analysen være 16.910 og 27.312. Blant resultatene har vi signifikans ved PA, SN, PU\_PEOU og Utdannelse. Videre vil vi se grundigere på hver enkelt av de uavhengige variablene. Vi ser at PPR, kjønn og alder ikke er signifikante i denne testen, og vi vil derfor ikke se nærmere på disse i denne analysen.

Vi ser at PU\_PEOU er signifikant med en  $p < .001$ , og resultatet i analysen viser oss at når PU\_PEOU øker med én så øker UI betydelig med en verdi på 1.561. Utdannelse er den andre uavhengige variabelen som hadde høy signifikans med en  $p < .001$ . Her kan vi se at når utdannelse øker med én så øker også UI betraktelig med 12.653. PA viser en signifikans på  $p < .05$  og resultatet kan forklares med at når PPR øker med én så øker UI med .259, mens SN med signifikans på  $p < .05$  øker UI med .182 når SN øker med én.

Vi kan derfor tolke resultatene fra denne analysen slik at PPR, Alder og Kjønn ikke har påvirkningskraft på brukerintensjonen.

### 3.5.6.2 Faktorer som påvirker PU\_PEOU

For å finne ut av hvilke faktorer som påvirker PU\_PEOU, må vi finne ut av hvilken variabel som er den avhengige og uavhengige. Da den avhengige variabelen påvirkes av en eller flere variabler, ser vi at den avhengige variabelen i denne hypotesen er PU\_PEOU. Dette betyr at de andre faktorene i denne analysen er de uavhengige variabelene, og vi kan derfor kjøre en lineær multippel regresjonsanalyse. Her ønsker vi å se hvordan de forskjellige faktorene påvirker opplevd nytte. Vi har derfor kjørt en multippel regresjon hvor den avhengige variabel er PU\_PEOU. De uavhengige variablene som PU\_PEOU har blitt målt mot her er PA, PPR, SN, alder, kjønn og utdanning.

Vi ser nedenfor i tabell 16 at denne analysen er signifikant med  $p < .001$ . Denne verdien forteller oss at sannsynligheten for risiko er 1 til 1000, og vi kan derfor kunne stole på resultatene i denne analysen. Videre viser «Model Summary» oss at ser vi at korrelasjonskoeffisienten er middels høy, med en verdi på .608.  $R^2$  har fått en score på .369. Dette betyr at det er en nogenlunde svak samvariasjon mellom PU\_PEOU og de andre faktorene, og at 36,9 prosent av variasjonen i PU\_PEOU kan forklares alle faktorene samlet.

Tabell 16 Ordinal Linear Regression: PU

Signifikant modell:	Model Summary:	
	R	$R^2$
Sig.		
<.001	.608	.369

Men det er interessant i denne analysen å studere hvilke av disse faktorene som faktisk er de som påvirker og hvilke som ikke gjør det. Hvordan disse påvirker og om de gjør det, vil vi kunne se i tabell 17 på neste side.

Tabell 17 Coeffisients PU\_PEOU

	Sig.	Ustandardiserte koeffisienter		Standardiserte koeffisienter		95% Sikkerhets-	
		B	Std. Avvik	Beta	T	Lav	Høy
<b>(Constant)</b>	<.001	5.140	.858		5.993	3.449	6.832
<b>Kjønn</b>	.770	-.057	.193	-.017	-.293	-.437	.324
<b>Alder</b>	.006	-.332	.119	-.170	-2.782	-.567	-.097
<b>Utdannelse</b>	.222	.146	.119	.071	1.226	-.089	.380
<b>PA</b>	.035	.152	.072	.166	2.128	.011	.293
<b>PPR</b>	.026	-.173	.077	-.169	-2.242	-.326	-.021
<b>SN</b>	<.001	.342	.056	.361	6.124	.232	.452

Først og fremst ser vi at det er mange av faktorene som har en signifikant effekt mot PU\_PEOU. Faktoren med best signifikans er SN med  $p < .001$ . Her ser vi at dersom SN øker med én så vil PU\_PEOU øke med .342. Ut ifra våre analyser har det blitt konkludert med at dataene i denne analysen trolig normalfordelte. Derfor kan vi også si at det er 95 prosent sikkert at korrelasjonskoeffisienten ligger mellom .232 og .452. Den neste faktoren som har oppnådd sigifikans er Alder med  $p < .01$ . Her er det motsatt fra den forrige faktoren fordi når alder øker, så vil PU\_PEOU synke. Analysen forteller oss at når alderen øker med én så vil PU\_PEOU synke med .332. Også PA og PPR hadde en signifikant effekt mot PU\_PEOU med en  $p < .05$ . Dette betyr som tidligere nevnt at sannsynligheten for risiko av feil er høyere her enn hos SN som hadde  $p < .001$ . Men siden vi aksepterer en  $p < .05$  så benytter vi oss av de resultatene vi oppnår innenfor disse rammene. Vi ser derimot at når PA øker med en så øker PU\_PEOU med .152, mens når PPR øker med en så synker PU\_PEOU med .173. To av faktorene i denne analysen oppnådde ikke signifikant effekt med PU\_PEOU. Disse var kjønn og utdannelse. Vi kan derfor si at PU\_PEOU blir påvirket av SN, PA, PPR og alder.

### 3.5.6.3 Faktorer som påvirker PA

I denne analysen er det studert om det er noen signifikant påvirkning fra noen av faktorene mot PA. Vi kan se at modellen er signifikant og at korrelasjonskoeffisienten er relativt høy med en verdi på .696.  $R^2$  har i tillegg en middels score på .484 som forteller oss at det er samvariasjon mellom PA og de andre faktorene, men at den middels. Dette betyr at 48,4 prosent av variasjonen i PA kan forklares av alle faktorene når de er samlet.

I tabell 18 nedenfor ser vi at det er signifikans ved i denne modellen med en  $p < .001$ . Siden vi fant at denne verdien ga oss en sannsynlighet for risiko som var 1 til 1000 ser vi at denne modellens resultater er pålitelige.

Tabell 18 Ordinal Linear Regression: PA

Signifikant modell:	Model Summary:	
	R	$R^2$
Sig.		
<.001	.696	.484

I tabell 19 på neste side ser vi at det er signifikans ved PU\_PEOU og utdanning med  $p < .05$ . PPR derimot oppnår en signifikans med  $p < .001$ . Resultatene ved PPR har derfor en sannsynlighet for risiko på 1 til 1000, mens PU\_PEOU og utdanning har en sannsynlighet for risiko på 1 til 20. Denne analysen forteller oss at dersom PU\_PEOU økte med en så ville PA økt med .148. I tillegg kan man si at dersom det er et representativt utvalg der hvor PU\_PEOU er normalfordelt, kan vi si med 95 prosent sikkerhet at korrelasjonskoeffisienten ligger mellom .011 og .286. Vi ser også at utdanning er signifikans i denne analysen med  $p < 0,05$ . Denne forteller oss rett og slett at jo høyere utdannelsen er, jo mer reduseres PA. Fordi at dersom utdanning økte med én, ville PA blitt redusert med -.232. Til slutt har vi den uavhengige variabelen PPR forteller oss at dersom PPR øker så vil PA synke. Mer konkret kan man si at dersom PPR øker med én, vil PA synke med -.651. I denne analysen har vi derfor sett at det bare er tre faktorer som påvirker PA, nemlig PU\_PEOU, PPR og Utdanning.

Tabell 19 Coeffients PA

	Sig.	Ustandardiserte koeffisienter		Standardiserte koeffisienter		95% Sikkerhetsintervall	
		B	Std. Avvik	Beta	t	Lav	Høy
<b>(Constant)</b>	<.001	6.317	.803		7.868	4.734	7.901
<b>SN</b>	.055	.115	.060	.139	1.933	-.002	.233
<b>PU_PEOU</b>	.035	.148	.070	.136	2.128	.011	.286
<b>PPR</b>	<.001	-.651	.062	-.583	-10.566	-.773	-.530
<b>Kjønn</b>	.427	-.151	.190	-.041	-.795	-.527	.224
<b>Alder</b>	.858	-.022	.120	-.010	-.179	-.258	.215
<b>Utdannelse</b>	.048	-.232	.117	-.104	-1.992	-.462	-.002

### 3.5.6.4 Faktorer som påvirker PPR

I denne regresjonsanalysen har vi analysert hvordan de forskjellige uavhengige variablene PU\_PEOU, PA, alder, kjønn og utdannelse kan påvirke den avhengige variabelen PPR. Vi ser i tabell 20 nedenfor at denne modellen er signifikant med en  $p < .001$  som betyr at sannsynligheten er veldig liten, nemlig som nevnt 1 til 1000. Vi ser også at korrelasjonskoeffisienten er litt høy med en verdi på .670.  $R^2$  har i tillegg en middels score på .449 som forteller oss at det er samvariasjon mellom PPR og de andre faktorene. Dette betyr at 44,9 prosent av variasjonen i PPR kan forklares av alle faktorene når de er samlet. Vi vil se nærmere på hvilke faktorer som har signifikans ved påvirkning av PPR.

Tabell 20 Ordinal Linear Regression: PPR

Signifikant modell:	Model Summary:	
	R	$R^2$
Sig.		
<.001	.670	.449

I denne modellen hvor vi undersøker om det finnes noen faktorer som påvirker PPR har vi fått to faktorer som har signifikans, som vi kan se i tabell 21 nedenfor. Det gjelder PA og PU\_PEOU. PA har oppnådd signifikans med en  $p < 0,001$ . Analysen forteller oss at jo mer PA øker jo mer synker PPR. Nærmere sagt kan vi si at når PA øker med én, så synker PPR med  $-0,557$ . Dette betyr at en økning i PA gir en negativ effekt på PPR.

Tabell 21 Coefficient PPR

	Sig.	Ustandardiserte koeffisienter		Standardiserte koeffisienter		95% Sikkerhets-	
		B	Std. Avvik	Beta	t	Lav	Høy
<b>(Constant)</b>	<.001	8.085	.626		12.916	6.851	9.320
<b>PU_PEOU</b>	.026	-.144	.064	-.148	-2.242	-.271	-.017
<b>PA</b>	<.001	-.557	.053	-.623	-10.566	-.661	-.453
<b>SN</b>	.432	.044	.056	.050	.788	-.066	.153
<b>Kjønn</b>	.480	-.124	.176	-.038	-.707	-.472	.223
<b>Alder</b>	.128	-.169	.110	-.088	-1.527	-.386	.049
<b>Utdannelse</b>	.563	-.063	.109	-.032	-.580	-.278	.151

Videre er det PU\_PEOU som har oppnådd signifikans i denne analysen med en  $p < 0,05$ . Denne har en høyere sannsynlighet for risiko, nemlig opptil 1 til 20, i motsetning til de andre som har 1 til 1000, men er likevel innenfor vår grense. Denne forteller oss på samme måte som med PA, at når PU\_PEOU øker så vil PPR synke. Det betyr at når PU\_PEOU øker med én så vil PPR synke med  $-0,144$ . Dette betyr også at PA påvirker PPR sterkere enn det PU\_PEOU gjør.

### 3.5.6.5 Faktorer som påvirker SN

I denne siste modellen som måler påvirkningene dersom SN er den avhengige variabelen, ser vi i tabell 22 på neste side at denne er signifikant  $p < 0,001$ . Som de andre modellene ser vi at også denne har en veldig liten sannsynlighet for risiko med sin 1 til 1000. Vi ser også at

korrelasjonskoeffisienten er litt over middels høy med en verdi på .549, mens  $R^2$  viser at det er en lavere samvariasjon mellom SN og de andre faktorene med en verdi på .301. Dette betyr at 30,1 prosent av variasjonen i SN kan forklares når alle faktorene er samlet.

Tabell 22 Ordinal Linear Regression: SN

Signifikant modell:	Model Summary:	
	Sig.	R
<.001	.549	.301

I tabell 23 nedenfor ser vi at det er to faktorer som har signifikans i denne analysen. Det er PU\_PEOU og Alder. PU\_PEOU har oppnådd en signifikans med en  $p < 0,001$ , og vi kan se i analysen at jo mer PU\_PEOU øker så vil også SN øke tilsvarende en gitt mengde. Denne mengden kan vi se i tabellen, nemlig at dersom PU\_PEOU øker med én så vil SN øke med .469.

Tabell 23 Coefficient SN

	Sig.	Ustandardiserte koeffisienter		Standardiserte koeffisienter		95% Sikkerhets-	
		B	Std. Avvik	Beta	T	Lav	Høy
<b>(Constant)</b>	.710	.407	1.093		.373	-1.747	2.562
<b>PU_PEOU</b>	<.001	.469	.077	.422	6.124	.318	.621
<b>PA</b>	.055	.162	.084	.159	1.933	-.003	.328
<b>PPR</b>	.432	.072	.092	.063	.788	-.108	.253
<b>Kjønn</b>	.799	-.058	.226	-.015	-.254	-.504	.388
<b>Alder</b>	.010	-.365	.140	-.168	-2.608	-.642	-.089
<b>Utdannelse</b>	.437	.109	.139	.048	.778	-.167	.384

Den andre faktoren som har oppnådd signifikans i denne analysen er alder med  $p < 0,01$ . Dette forteller oss at sannsynligheten for risiko ved alder er 1 til 100, og innenfor vår grense.



Denne viser oss derimot at når alderen øker så skjer det motsatte av hva som ville skje med PU\_PEOU. Nemlig at dersom alderen øker så vil SN synke tilsvarende en gitt mengde. Denne mengden tilsvarer med at dersom alderen økte med én så ville SN blitt redusert med -.058. Ut fra disse dataene kan vi tolke det slik at PU\_PEOU og alder har en påvirkningskraft, men at PU\_PEOU har en sterkere påvirkningskraft enn alder.

### 3.6 Oppsummering av hypotesetesting:

I tabell 24 nedenfor vises det til en oppsamling av de forskjellige hypotesene som har blitt testet. Her vil hypotese 1 til 8, samt den nye hypotesen H2H3 bli framstilt. Som tabell 22 viser nedenfor ble hypotese H1, H2 og H3 ikke mulige å måle da PU og PEOU ble til én faktor i stedet for to som var nødvendig for å vurdere disse tre hypotesene. På grunn av dette ble det bestemt å lage en ny hypotese for å kunne måle den nye faktoren, nemlig PU\_PEOU, som ble til hypotese H2H3 som fikk støtte. Hypotese H5 fikk delvis støtte i sine resultater grunnet hvordan den påvirket UI og at dette var gjennom andre faktorer enn direkte til UI. De resterende hypotesene H4, H6, H7 og H8 fikk også støtte i denne studien. Disse hypotesene vil vi diskutere nærmere i neste kapittel.

Tabell 24 Hypotesetesting

<b>Hypotese:</b>	<b>Forventet:</b>	<b>Resultat:</b>	<b>Støtte funnet:</b>	
H1	PEOU har en positiv effekt på PU ved brukerintensjonen av Amazon Go	+	Ikke målbar	Ikke funnet støtte
H2	PU har en positiv effekt på brukerintensjonen av Amazon Go	+	Ikke målbar	Ikke funnet støtte
H3	PEOU har en positiv effekt på brukerintensjonen av Amazon Go	+	Ikke målbar	Ikke funnet støtte
H4	PA har en negativ effekt på PPR ved brukerintensjonen av Amazon Go	-	-	Funnet støtte
H5	PPR har en negativ effekt på brukerintensjonen av Amazon Go	-	-	Delvis funnet støtte
H6	SN har en positiv effekt på PU_PEOU ved brukerintensjonen av Amazon Go	+	+	Funnet støtte
H7	SN har en positiv effekt på brukerintensjonen av Amazon Go	+	+	Funnet støtte
H8	Økt alder har en negativ effekt ved brukerintensjonen av Amazon Go	-	+	Funnet støtte
H2H3	PU_PEOU har en positiv effekt på brukerintensjonen av Amazon Go	+	+	Funnet støtte

## 4 Diskusjon

I dette kapitlet er det interessant å blant annet diskutere resultater og tidligere forskning. Det vil blant annet bli sett gjennom de forskjellige hypotesene og diskutert mot funnene som er gjort i denne studien. Denne studien tok for seg et konsept som ikke eksisterer på det norske markedet, og det har derfor vært viktig å tilpasse denne studien for å kunne finne potensiale for brukerintensjon hos den norske forbrukeren.

Den ene kjernefaktoren som vi ønsket å studere om kunne ha påvirkningskraft på brukerintensjonen (UI) til Amazon Go var den forventede nytten (PU). Denne fant vi ut at vi ikke kunne måle alene uten kjernefaktoren, forventet brukervennlighet (PEOU), da det under faktoranalysen ble vist til at PU og PEOU begge ladet på samme faktor. Dette påvirker hypotese H1, H2 og H3 og gjør at disse ikke blir målbare og vi kan derfor heller ikke finne støtte til disse. Vi vil derfor i denne studien ikke kunne finne resultater på hvorvidt PEOU kan ha en positiv effekt på PU, eller om PU og PEOU kan påvirke brukerintensjonen hver for seg. Forskingen til Davis et al. (1989) kunne vise til hvordan UI forklares av både A og PU, og at A ble forklart av både PU og PEOU. Dette betyr at UI derfor påvirkes av PU og (PU og PEOU). Vi kan av dette se at PU og PEOU har ganske mye likhet og at de trolig kan ha mye lik forklaringskraft.

I teknologiakseptmodellen TAM så vi at PU og PEOU ofte var hovedfaktorene for brukeratferden ved teknologiaksepten. Tidligere forskning mente også at PEOU delvis kunne bestemme PU, men at PEOU ikke kunne erstatte manglende påvirkning fra PU. Dette kan vi også se i analysene våre ved reliabilitetstestingene. PU hadde i tidligere forskning et veldig stort sprik i Cronbach's alfa ( $\alpha$ ) fra .87-.98. Resultatet i denne oppgavens analyse var på .96. PEOU hadde et noenlunde likt sprik i tidligere forskning med en  $\alpha$  på mellom .86-.98, mens det oppnådde en verdi på .94 i den første reliabilitetsanalysen i denne oppgaven. Sammenslåingen av PU og PEOU (PU\_PEOU) etter faktoranalysen ga et resultat på .96 ved den andre reliabilitetsanalysen som ble utført etter faktoranalysen. Vi kunne derfor se at PEOU har en større påvirkningskraft når den kan forklares sammen med PU. PU derimot ville ha lik forklaringskraft om den måles med eller uten PEOU. Dette kan derfor være med på å støtte tidligere påstander om at PEOU ikke kan gjøre opp for manglende PU. Dette kan trolig forklares med at PEOU ikke kan skape PU dersom PU ikke finner sted. En forbruker vil ikke få mer forventet nytte dersom forbrukeren ikke ser grunn til å bruke et system selv om

forbrukeren anser brukervennligheten som god. Men en forbruker som ser nytte i et system vil ha større nytte av systemet dersom brukervennligheten er god.

Under regresjonsanalyseringen av UI fant vi at PU og PEOU som en samlet faktor har en positiv og sterk påvirkning på UI. Dette betyr derfor at når en forbruker forventer brukervennlighet og nytte av systemet så vil også brukerintensjonen øke. I korrelasjonsmatrisen kunne vi også se at PU\_PEOU og UI hadde en veldig god og positiv korrelasjon. Vi kunne også se at kravet for kollinearitet var oppfylt da korrelasjonen mellom UI og PU\_PEOU var under kravet på .80. Yu & Song (2021) oppnådde signifikant sammenheng mellom PU og UI, og PEOU og UI, mens vi i denne studien oppnådde signifikant positiv sammenheng mellom PU\_PEOU og UI.

Kjernefaktoren PU\_PEOU påvirker også andre faktorer enn UI, nemlig PA, PPR og SN. Resultatene viser at PA øker når PU\_PEOU øker. Dette betyr at det finnes en positiv effekt fra PU\_PEOU mot PA som forteller oss at en jo mer brukervennlig og nyttig systemet forventes å være, jo mer forventes også anonymiteten å være. Vi kan også se i resultatene hvor vi ser at PU\_PEOU påvirkes av PA, og at det er en økning ved PU\_PEOU når PA øker. Dette stemmer overens med begge analysene og forteller oss at en økning hos enten PU\_PEOU eller PA vil gi en økning på den andre faktoren. I korrelasjonsmatrisen kan vi se at PA og PEOU har en korrelasjonskoeffisient på .397, som er en omtrentlig middels korrelasjon. I følge Hite et al (2014) har tidligere forskning kunne vise til at PA påvirker UI. Dette ser vi også i denne studien at skjer både direkte og indirekte gjennom PU\_PEOU og PA.

En av de andre nevnte faktorene som PU\_PEOU har vist å påvirke er PPR, Der har det vist at en økning i PU\_PEOU gir en reduksjon på PPR. Resultatene har også vist oss at PPR kan påvirke PU\_PEOU og vi ser derfor at en økning i PPR gir oss en redusert PU\_PEOU. Dette stemmer også godt overens med korrelasjonsmatrisen som viser oss en negativ middels korrelasjon mellom PU\_PEOU og PPR. Faktoren SN påvirkes også av PU\_PEOU og vi kan se at en økning i PU\_PEOU gir en økning i SN. Vi kan også se at det samme skjer den andre veien der SN påvirker PU\_PEOU i en positiv retning. Korrelasjonsmatrisen kan også bekrefte at dette forholdet er positivt og at det har en litt over middels korrelasjon. Alder har også en påvirkning på PU\_PEOU med negativ effekt. Vi ser derfor at jo eldre personen er, jo mindre blir PU\_PEOU. Vi kan på dette grunnlag se hvordan PU\_PEOU påvirker og blir påvirket, og hvordan dette påvirker UI gjennom PU\_PEOU. Dette samsvarer godt med den tidligere

forskningen til Davis et al. (1989) der hvor han forklarer at PU består av PEOU samt eksterne variabler. På grunnlag av disse vurderingene og at PU\_PEOU hadde signifikans ved påvirkningskraften mot UI kan vi derfor finne støtte til den nye hypotesen H2H3.

Oppfattet anonymitet kan ses på og forklares på forskjellige måter. Dinev & Hart (2006) mente for eksempel at behovet for anonymitet kunne endre seg dersom fristelsene var store nok. Det enkelte individ vil derfor kunne ha en annen oppfatning på personvern og anonymitet enn et annet individ. Det var derfor også viktig å passe på at kravene ved PA ble fulgt. I spørreundersøkelsen hadde vi fire tilnærminger med påstander som gikk mot PA. I tillegg utførte vi analyser der hvor vi undersøkte hvorvidt andre faktorer kunne ha en påvirkningskraft mot PA. Ifølge Yu & Song (2021) kunne ikke PA påvirke UI alene. Den kunne derimot påvirke UI gjennom den oppfattede personvernsrisikoen (PPR). Dette kan forstås med at et individs oppfattede personvernsrisiko vil innebære hvor anonym dette individet oppfatter seg selv.

Ved tidligere forskning av PA kunne vi se at verdiene ved reliabilitetsanalysene lå på .86 ved Hite et al. (2014) og nesten .80 ved Yu & Song (2021). I denne analysen var den derimot en del høyere med en verdi på .94. Som tidligere foreslått kan årsaken til dette være at forskjellen i antall brukte påstander var færre i denne spørreundersøkelsen enn ved de tidligere studiene. De en til to påstandene som ble ekskludert fra denne spørreundersøkelsen ble vurdert i hvilken grad de kunne bli tatt med. Denne studien har en litt annerledes fremtoning enn de tidligere studiene. Dette med tanke på at det som var ønsket å måle ikke eksisterer i vår studie. Mens det i tidligere studier er gitt påstander ved noe som respondenten kjenner til. Det ble derfor konkludert med at det ville gi best resultat ved å kun benytte fireitemskala på samme måte som ved PU og PEOU.

I regresjonsanalysene fant vi at PA påvirker PPR, PU\_PEOU og UI. Som tidligere nevnt viser analysene en positiv korrelasjon mellom PA og PU\_PEOU, og at når en av disse faktorene øker så øker også den andre. Ved hypotese H4 ønsket vi å studere om PA har en signifikant negativ effekt på PPR ved brukerintensjonen av Amazon Go. Ved regresjonsanalysen der hvor vi ønsket å se om PA kunne ha påvirkningskraft mot PPR kunne vi se at PA hadde best signifikant resultat med en  $p < .001$ . Vi ser også i denne analysen at ingen andre faktorer har like sterkt forhold til PPR som PA. Forholdet mellom PU\_PEOU og PPR er omtrentlig halvparten så sterkt som PPR og PA, og har en negativ korrelasjon. PPR blir påvirket av PA med en negativ effekt. Dette betyr at når PA øker så synker PPR. Dette betyr at når en

forbruker forventer en større grad av anonymitet så synker den forventede personvernsrisikoen. Eller på en annen måte kan man si at med høyere anonymitet blir det også forventet et bedre personvern for den enkelte forbruker. Det samme kan vi se der PPR øker så vil PA synke. Dette betyr det samme som den andre veien. Vi ser at også her er det en negativ effekt, hvor økt risiko av personvernet gir en lavere forventet anonymitet. Med andre ord påvirker PA og PPR hverandre på samme negative måte. Vi kan også se i korrelasjonsmatrisen at forholdet mellom PA og PPR er sterkt korrelert og at korrelasjonen er negativ.

Den siste påviste påvirkningen på PA kommer fra det demografiske utvalget og er utdannelse. Her kan vi se ved analysene at utdannelse har en negativ effekt på kun denne ene faktoren. Dette forteller oss at når nivået på utdannelse øker så synker den forventede anonymiteten til forbrukeren. I regresjonsanalysen til UI kunne vi se at PA hadde en positiv påvirkningskraft mot UI. I korrelasjonsmatrisen kan vi se at dette forholdet er omtrent middels så sterkt positivt korrelert. Dette gir oss indikasjoner på at det faktisk kan være påvirkningskraft på brukerintensjonen gjennom PA selv om tidligere forskning har antydnet at PA påvirker brukerintensjonen gjennom PPR. Med grunnlag i disse vurderingene og resultatene kommer vi frem til at finnes støtte til hypotese H4.

Som tidligere nevnt ble det funnet at PPR og PU\_PEOU har signifikant effekt mot hverandre. PU\_PEOU påvirker PPR negativt, mens PPR påvirker PU\_PEOU negativt. Korrelasjonen viste oss et negativt korrelert forhold og dette forteller oss som sagt at når en av disse faktorene øker så synker den andre. Reliabilitetsanalysen ved PPR som ble utført i den tidligere forskningen til Dinev & Hart (2006) ga et resultat på .87, mens det i denne analysen kom frem til et resultat på .89. Dette tilsvarer en veldig god reliabilitet. Ved denne faktoren blir alle de fire påstandene fra tidligere forskning tatt med da disse ble vurdert til aktuelle for det som denne oppgaven ønsket å måle. Dette valget kan muligens være årsaken til at reliabiliteten er målt til tilnærmet samme verdi.

I hypotese H5 ønsket vi å finne ut av om PPR har en signifikant negativ effekt på UI ved bruk av Amazon Go. I regresjonsanalysen der hvor vi målte hvilke faktorer som har signifikant effekt på UI fikk PPR ingen signifikans. Dette betyr at vi har oppnådd et motsatt resultat enn hva Yu & Song (2021) gjorde, siden de hadde signifikant sammenheng mellom PPR og UI. Vi ser derimot i regresjonsanalysen til PA at PPR faktisk kan ha påvirkningskraft mot PA. Dette ser vi ved at PPR hadde best signifikant resultat med en  $p < .001$ , og dette kan tolkes som at

dersom PPR økte så ville PA bli redusert. Vi kunne også se at PU\_PEOU hadde en svak påvirkningskraft og signifikans mot PPR. I resultatene ved faktorer som påvirker UI kan vi se at PA har signifikans og påvirker UI med en svak positiv effekt. Vi ser derfor at selv om PPR ikke kan påvirke UI direkte, kan den likevel påvirke indirekte gjennom PA. Når PPR øker så synker PA, og når PA synker så vil også UI synke. Dette betyr at vi kan tolke resultatene til at PPR har en indirekte påvirkningskraft og påvirker UI indirekte gjennom PA. Men siden den påvirker gjennom andre faktorer må det vurderes i hvilken grad dette er godt nok. Vi kan derfor gi hypotese H5 delvis støtte.

Subjektive normer (SN) er en faktor som har revurdert gjentatte ganger i tidligere forskning av brukerintensjon og teknologiaksept. Den ble blant annet benyttet i TRA-modellen, men ekskludert fra TAM-modellen på grunnlag av at Davis (1989) mente at den ikke hadde påvirkningskraft direkte mot UI. Forskningen til Venkatesh & Davis (2000) kunne vise til at det faktisk fantes en signifikant sammenheng mellom SN og UI. Årsaken til at dette er slike sprik i vurdering av signifikans kan være på grunn av endringer i samfunnet i årene som har gått mellom forskningene. Siden SN ikke alltid har kunne vise til å påvirke direkte, er det derfor veldig interessant å se om det har noen signifikant sammenheng i denne oppgavens resultater. Vi ønsker derfor å finne ut av om hypotese H7 kan finne støtte i analysene fra denne studien. Slik som vi ser ved funnene av SN i tidligere forskning av Venkatesh & Davis (2000) er det blitt vist til at SN kun har hatt påvirkningskraft når bruken har vært tvungen. I denne studien studerer vi den frivillige bruken av UI. I denne studiens resultater kunne vi se at UI faktisk ble påvirket av SN. Men da signifikansen viste seg å ha en verdi på .048 var den veldig på grensen til  $p < .05$ . Det må derfor vurderes om denne holder mål. Siden signifikansverdien godkjennes ved  $p < .05$  vil vurderes SN sin påvirkning på UI som signifikant. Vi ser videre ved korrelasjonsmatrisen at forholdet mellom SN og UI har en positiv middels sterk korrelasjon. Vi kan derfor se av disse resultatene at SN trolig har positiv effekt på brukerintensjonen ved Amazon Go, selv om bruken er frivillig. Med grunnlag i disse funnene kan vi gi støtte til hypotese H7.

I hypotese H6 ønsket vi i første omgang å se om det fantes en positiv effekt fra SN mot PU. Men siden vi ikke kunne måle PU uten PEOU i denne studien, etter funn fra faktoranalysen, ble hypotesen derfor endret. Når faktorene ble slått sammen måtte det vurderes om hypotesen skulle vurderes som ikke målbar eller om den kunne endres til å måle både PU og PEOU. Som vi kunne se ved reliabiliteten av PU sammenslått med PEOU, kunne vi se at dette ikke ga noen endring på PU sin opprinnelige verdi. I tillegg er det av interesse å studere om SN

faktisk påvirker PU\_PEOU ved brukerintensjonen av Amazon Go. SN blir også påvirket av PU\_PEOU så vi ser derfor at påvirkningene går begge veier. I motsetning til påvirkningen mot UI, har denne en veldig god signifikans med  $p < .001$ . Resultatene viser oss også at regresjonskoeffisienten er positiv og dette forteller oss at når SN øker så øker også PU\_PEOU. Korrelasjonsmatrisen viser oss at forholdet mellom PU\_PEOU og SN har en middels sterk korrelasjon. Disse resultatene forteller oss at den forventede nytten og brukervennligheten øker når mennesker som har en påvirkningskraft på forbrukeren mener at forbrukeren burde ha brukerintensjon ved konseptet til Amazon Go. Ut ifra de vurderinger og analyseringene som har blitt utført, ser vi at det finnes støtte til denne hypotesen. Dette betyr at vi derfor kan si at SN har en positiv effekt på PU ved bruk av Amazon Go. Det blir derfor funnet støtte til hypotese H6.

Blant de demografiske faktorene fant vi at både alder og utdanning hadde en viss grad av påvirkningskraft på noen av kjernefaktorene. Alder er en demografisk faktor som muligens kan ha en påvirkningsrolle ved brukerintensjon og det er derfor av interesse å undersøke om det finnes støtte for hypotese H8. Ifølge Morris & Venkatesh (2000) ville eldre ha større påvirkning av SN da de trolig ville ha et større behov for å ha et godt forhold til sine medarbeidere. Vi ser også i regresjonsanalysen at Alder har en signifikant effekt på SN. Men at denne er negativ. Disse resultatene sier oss at når alderen øker så reduseres SN. Dette kan trolig være resultat av flere forskjellige årsaker. Blant annet er de tidligere studiene til Morris & Venkatesh (2000) basert på arbeidsmiljø. I denne studien derimot er det ingen vurdering av arbeidskollegaer eller andre påvirkninger annet enn fra «personer med innflytelse på atferd» og «andre som er viktige for meg». En kan vurdere om det er viktigere på arbeidsplassen med gode arbeidsmiljø jo eldre man blir, mens eldre i privatlivet kanskje bryr seg mindre om hva andre tenker og mener at de burde gjøre. Ut ifra resultatene fra analysene kan vi derfor konkludere med at økt alder har negativ effekt på SN. Vi kunne se ved regresjonsanalysen til UI at det ikke ble funnet signifikans ved påvirkning fra alder. Men siden vi har påvirkningskraft fra SN til UI og fra alder til SN, kan vi derfor vurdere om alder påvirker UI indirekte gjennom SN. En økning i alder gir en redusert SN, en redusert SN gir en redusert UI. Denne veien viser oss at alder indirekte påvirker brukerintensjonen negativt via SN. Vi har også indirekte påvirkning fra alder til UI gjennom PU\_PEOU. Her ser vi at en økning i alder gir en reduksjon i PU\_PEOU. En reduksjon i PU\_PEOU gir oss en reduksjon i brukerintensjonen ved Amazon Go. Vi ser derfor at hypotese H8 kan gis støtte.

Som nevnt hadde også utdannelse en påvirkning på brukerintensjonen ved Amazon Go. Denne demografiske faktoren påvirker kun UI og PA. Mens vi så at økt utdannelse reduserte den forventede anonymiteten, ble brukerintensjonen økt ved høyere utdannelse. Når alder øker så påvirker det som nevnt PA negativt. En negativ PA gir en redusert brukerintensjon ved Amazon Go. Vi kunne derimot se at signifikansen ved utdannelse og UI hadde en veldig god signifikans med  $p < .001$ . I tillegg er dette en direkte påvirkning på UI. Utdannelse sin påvirkning på PA hadde en signifikans på grensen til ikke signifikans, der  $p < .05$ . Siden denne i tillegg går indirekte til UI gjennom PA velger vi å anse det direkte resultatet mellom utdannelse og UI som mest pålitelig. Vi anser derfor at også utdannelse kan gi en positiv påvirkning for brukerintensjonen til Amazon Go.

Det er også interessant for denne studien å studere graden av villighet til å ville bruke Amazon Go. Vi studerte derfor i denne studien i hvilken grad respondentene ville likt å benytte seg av Amazon Go. Her kunne vi se at 68 av 203 respondenter var helt enige i å ville benytte seg av systemet. Disse var i gjennomsnitt 20-35 år gamle menn og med 1-3 år høyere utdanning. Kvinner hadde et større gjennomsnitt når det gjaldt litt enig til enig, og var i samme aldersgruppe og utdanningsnivå. Vi fant også at vårt utvalg ikke var representativt for de eldre, som kan være årsaken til gjennomsnittsalderen i denne studien. På uenig siden av studien kunne vi se at det i gjennomsnitt gjaldt menn med høyere utdanning i aldersgruppene «de yngre» og «midtalderen». Vi kan også se at de uenige var i mindretall enn de enige. For hele 122 av 203 respondenter var i til dels enige i påstanden om at de ville like å benytte seg av Amazon Go. Omtrent halvparten av denne mengden respondenter, nærmere sagt 63 respondenter, var til dels uenige i den samme påstanden. De 18 resterende var usikre. Disse resultatene kan tolkes som at det er dobbelt så stor interesse for å benytte seg av Amazon Go som det er mangel på interesse. Vi kan også tolke av disse resultatene at utvalget trolig kan forklares som representativt med unntak av de eldre. Vi anser også utvalget som representativt for norske forbrukere da undersøkelsen ble utført med norsk språk og delt gjennom norske sosiale medier og til norske e-post mottakere.



## 4.1 Teoretiske og ledelsesmessige implikasjoner

Denne studien kan bistå matvarebransjen med å få en bedre forståelse for hva som påvirker forbrukerne til å ville bruke mer avanserte teknologiske løsninger i butikk. Dette kan også være til hjelp for andre bransjer der forbrukeren er i fokus. Den gir en god pekepinn på at det er en god mengde forbrukere som trolig vil like å kunne bruke smartere løsninger. Denne studien kan gi bedrifter forståelse for hvilke faktorer som er viktige for forbrukerne. Spesielt viktig er det for bedrifter å ha et fokus på hvor nyttig og brukervennlig systemet er, da dette påvirker brukerintensjonen i en høy grad. Subjektive normer er funnet å ikke være så viktig, men også at subjektive normer kan ha en funksjon i starten av systemets levetid da forskning har vist at subjektive normer avtar underveis som nytte og brukervennlighet vil øke. Dette kan samsvare med å markedsføre for et system for å få forbrukere til å benytte det. Når det blir benyttet forsvinner markedsføringen fordi brukeren finner nytte i systemet. Det kan derfor være lurt å markedsføre Amazon Go konseptet dersom systemet blir tatt i bruk i Norge. Dette kan gjelde for veldig mange forskjellige bedrifter, annet enn bare for matbutikkbransjen. Slik bruk av KI kan også gi bedrifter en mengde verdifull informasjon om kundene og deres handlemønster, som kan hjelpe bedriftene med å bli mer suksessfulle.

Hovedteorien som er benyttet i denne TAM (fra opprinnelig TRA) og denne teorien har i denne studien blitt utvidet til å handle om faktorene nytte, brukervennlighet, anonymitet, personvernsrisiko og subjektive normer. I tidligere studier er det benyttet «oppfattet» foran begrepet i faktoren, men i denne studien er det benyttet «forventet». Årsaken er at Amazon Go ikke eksisterer i Norge og studien har derfor søkt etter den «forventede» meningen hos respondentene til de forskjellige faktorene. Selv om resultatene omfatter resultater fra ikke-eksisterende opplevelser, utgjør disse likevel en respons fra forbrukerne om hvor de plasserer seg i påstandene om brukerintensjon, nytte, brukervennlighet, anonymitet, personvernsrisiko og subjektive normer.

Denne studien har funn ved anonymitet og personvernsrisiko som viser til at dette kan skape en negativ påvirkning på brukerintensjonen. Derfor er dette trolig nyttig kunnskap for bedrifter som ønsker å utvikle sine butikker med teknologi. Brukeraksepten vil sannsynligvis kreve at bedriftene tar personvernet på alvor. Funnene i denne studien kunne vise til at eldre ikke finner like god nytte og brukervennlighet i ved teknologi som Amazon Go i motsetning til de yngre. For bedrifter kan det derfor være gunstig å ha ekstra søkelys på hvordan man kan inkludere de eldre som ikke er like kyndige med teknologi som mange av de yngre er.

En implikasjon i denne studien er at PU og PEOU målte best sammen, og det ble derfor ikke mulig å utføre de ønskede hypotesetestene på H1 til H3. Vi kunne med andre ord ikke måle og finne ut av hvorvidt PEOU hadde påvirkningskraft til PU, eller hvordan faktorene opptrådte som selvstendige. Det er også benyttet to forskjellige regresjonsmodeller for å finne de forskjellige resultatene, da brukerintensjonen kun ble målt med en variabel. En annen implikasjon i denne studien er alder. De yngre og midtaldere var de gruppene som var størst i denne studien, og de eldre respondentene bestod av kun 21,7 prosent av utvalget. Det kan derfor diskuteres om utvalget er godt nok representert i denne studien.

#### **4.2 Begrensinger og videre forskning**

Ved denne studien har det vært interessant å studere hva slags sammenhenger det finnes mellom de forskjellige faktorene ved brukeraksepten for norske forbrukere for å benytte Amazon Go. Resultatene ved denne studien gir både støtte og motsigelser til tidligere forskning, men siden dette er en masteroppgave, er det både begrensninger i kapasitet og tid. Det er også begrensninger på antall faktorer som blir undersøkt i denne studien. Fremtidig forskning kan ha effekt av å utvide fra fem faktorer (PU, PEOU, PA, PPR og SN) til flere samtidig som at disse faktorene kan studeres på et dypere nivå. På grunn av PU\_PEOU komplikasjonene er det også av interesse for fremtidig forskning å studere om de finner PU og PEOU som selvstendige faktorer, som kan gi et større forklaringsbilde enn denne studien har kunne gi. I tillegg kan det være interessant for fremtidig forskning å kunne studere hvordan de forskjellige faktorene endrer seg over tid, slik tidligere forskning hevder. Siden PU har en så sterk påvirkning på UI er det viktig å forstå den forventede nytten og hvordan den kan endres over tid i takt med at den enkelte forstår systemet bedre (Venkatesh & Davis, 2000, s.187). Den målte PU\_PEOU kan derfor være sterkere ved en senere måling enn ved den første på det enkelte individ. Dette fordi at brukervennlighet øker når forbrukeren blir vant til å bruke systemet, og at dette kan påvirke nytten. Dette er spesielt ved PU og PEOU, men det kan også være interessant å se hvordan et tidsperspektiv kan endre brukerintensjonen og andre påvirkningsfaktorer. Brukerintensjonens påvirkning fra SN har kunne vise til signifikans i denne studien. Men siden den var veldig på grensen til ikke signifikans, kan det derfor være lurt å gjøre flere undersøkelser og forskning for å se om en forskningsmodell med større grunnlag kan gi bedre analyseresultater enn oppnådd i denne studien.

Resultatene ved denne studien ble produsert gjennom en spørreundersøkelse med respons fra 203 respondenter. På grunn av antallet respondenter kan det derfor trolig være av interesse å utføre nye undersøkelser gjennom et selskap som kan nå ut til et større og bedre utvalg. For respondentene burde man også ta stilling til at de har deltatt på en undersøkelse over et system de mest sannsynlig aldri har testet ut før. Det kan også trolig være interessant å utføre undersøkelser hvor respondentene faktisk har testet et lignende system. Det finnes allerede noen matbutikker i Norge som har noe smartteknologi, men disse er dog ikke samsvarende nok til konseptet «Just Walk Out». Det kan likevel gi en bedre pekepinn på kjernefaktorene da forbrukeren har fått teste det ut. Man kan dermed også benytte påstanden å ville benytte systemet igjen. Denne studien hadde begrensinger på dette og kunne ikke spørre respondentene om de ville prøvd systemet igjen, da de ikke har prøvd det før.

Ved videre forskning kan det også være av interesse å se hvordan andre demografiske faktorer muligens kan spille inn i brukerintensjon, da denne studien hadde begrensninger og kun oppnådde sammenheng med utdannelse. Brukerintensjonen ble funnet å bli påvirket indirekte av alder også, men svakt og gjennom en annen faktor. Gjennomsnittsalderen i denne undersøkelsen kan trolig ses på som litt for lav. For butikkbransjen er kundegrunnlaget spredt over alt fra de yngste og til veldig gamle mennesker. Derfor vil det trolig være av interesse for fremtidig forskning å klare å fange opp også denne gruppen. Nyere forskning som har kapasitet og økonomisk grunnlag til å bruke mer tid og ressurser undersøkelser vil trolig kunne oppnå et utvalg som også kan representere de eldre i på mer signifikant måte. Slik fremtidig forskning vil trolig kunne gi en forbedret generalisering, samt gi tydeligere og mer klare resultater enn ved denne studien.

## 5. Konklusjon

I dette sluttkapitlet vil problemstillingen som er gitt i denne studien bli svart gjennom analysene og resultatene gitt fra spørreundersøkelsen. Problemstillingen er som følger:

*Hvilke faktorer påvirker brukerintensjonen av forbrukeradopsjon til Amazon Go i Norge og i hvilken grad er norske forbrukere villige til å adoptere det?*

I analysene og hypotesen H<sub>2</sub>H<sub>3</sub> ble det påvist at brukerintensjonen har en positiv påvirkning på den forventede nytten og brukervennlighet samlet. Ved hypotese H<sub>4</sub> og H<sub>5</sub> fant vi at forventet anonymitet påvirker forventet personvernsrisiko negativt. Vi fant også at forventet anonymitet kan ha en positiv effekt på brukerintensjon. I tillegg så vi at forventet personvernsrisiko ikke har en direkte påvirkningskraft på brukerintensjonen, men at den kan ha en indirekte negativ effekt gjennom forventet anonymitet. Siden forventet anonymitet kan påvirke brukerintensjonen direkte, kan vi derfor se at både den forventede personvernsrisikoen og anonymiteten kan ha en påvirkningskraft på den norske forbrukerens villighet til å adoptere Amazon Go. Videre fant vi ved hypotesene H<sub>6</sub> og H<sub>7</sub> at subjektive normer har en positiv påvirkningskraft på forventet nytte og på brukerintensjonen. Vi fant også ved Hypotese 8 at alder har en negativ effekt på subjektive normer, og vi fant tidligere ut av subjektive normer har påvirkningskraft på brukerintensjonen. Alder fant vi at påvirket subjektive normer og forventet nytte og brukervennlighet. Derfor kan vi si at alder påvirker brukerintensjonen indirekte gjennom subjektive normer og forventet nytte og brukervennlighet. Videre kunne vi se at interessen av å benytte seg av Amazon Go var dobbelt så stor som mangelen av interesse og at gjennomsnittsgruppene var omtrentlig like i enig og uenig-kategoriene.

På dette grunnlag kan det konkluderes med at det som påvirker den norske forbrukerens villighet til å adoptere Amazon Go avhenger i størst grad av faktorene oppfattet nytte, brukervennlighet, subjektive normer og oppfattet anonymitet. Videre kan vi konkludere med at faktorene alder og oppfattet personvernsrisiko har en indirekte og noe svakere påvirkningskraft enn de førstnevnte. Til sist kan vi konkludere med at norske forbrukere er villige til å adoptere Amazon Go i en grad som er dobbel så høy som ufrivilligheten til det.

## Litteraturliste

- Abbott, M. L. (2011). *Understanding educational statistics using microsoft excel and spss*. John Wiley & Sons, Incorporated.
- Amazon, a (2022). About Amazon Fresh. Hentet fra <https://amzn.to/37PcgjU>
- Amazon, b (u.å.). Help & Costumer Service: Amazon Go. Hentet fra <https://amzn.to/3xWmh9y>
- Amazon, c (u.å.). Just Walk Out Shopping. Skip the Checkout. Hentet fra <https://www.amazon.com/fmc/m/30002452?almBrandId=QW1hem9uIEZyZXNo&ref>
- Angelov, P. P., Soares, E. A., Jiang, R., Arnold, N. I., & Atkinson, P. M. (2021, 12.juli). Explainable artificial intelligence: an analytical review. *Wire's Data mining and knowledge discovery*. 11(5).
- Bishop, T. (2016, 5. desember). How 'Amazon Go' works: The technology bind the online retailer's groundbreaking new grocery store. *GeekWire.com*. Hentet fra <https://www.geekwire.com/2016/amazon-go-works-technology-behind-online-retailers-groundbreaking-new-grocery-store/>
- Bell, E., Bryman, A. & Harley, B. (2019). *Business research methods*. New York: Oxford University Press
- Berry, W. D. (1993). *Understanding regression assumptions*. Sage Publications.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations With Latent Variables*. New York: Wiley.
- Dalland, O. (2020). *Metode og oppgaveskriving*. Oslo: Gyldendal.
- Davis, F. D., Bagozzi, R. P. & Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: a comparison of two theoretical models. *Management Science*. 35(8). 982-1003.
- Dinev, T. & Hart, P. (2006). An Extended Privacy Calculus Model for E-Commerce Transactions. *Information Systems Research*. 17(1). 61-80.
- Earwaker, J. (2022). Do we need human cashiers? *Business Spotlight 3/2022*
- Fabrigar, L. R., & Wegener, D. T. (2011). *Exploratory factor analysis*. Oxford University Press, Incorporated.

- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, Attitude, Intention, and Behaviour: An Introduction to Theory and Research*. Reading, MA: Addison-Wesley. Hentet fra <https://people.umass.edu/ajzen/f&a1975.html>
- Gripsrud, G., Silkoset, R. & Olsson, U. H. (2004). *Metode og dataanalyse: Med fokus på beslutninger i bedrifter*. Kristiansand: Høyskoleforlaget.
- Goodwin, M. (2020). *AI Myten om maskinene*. Oslo: Humanist forlag.
- Hair, J. F., Black, W. C. & Babin, B. J. (2010). *Multivariate data analysis: A global perspective*. Upper Saddle River, N.J: Pearson.
- Hite, D. M., Voelker, T. & Robertson, A. (2014). Measuring Perceived Anonymity: The Development of a Context Independent Instrument. *Journal of Methods and Measurements in the Social Science*. 5(1). 22-39.
- ISH (2019). Those of you who respond to change and stay ahead of the curve will prosper. Supply House Times 01/2019
- Jacobsen, D. I. (2015). *Hvordan gjennomføre undersøkelser? Innføring i samfunnsvitenskapelig metode*. Oslo: Cappelen Damm AS.
- Johannessen, A. (2007). *Introduksjon til SPSS*. Oslo: Abstrakt forlag.
- Johannessen, A., Tufte, P. A. & Christoffersen, L. (2010). *Introduksjon til samfunnsvitenskapelig metode*. Oslo: Abstrakt forlag.
- Larsen, A. K. (2017). *En enklere metode*. Bergen: Fagbokforlaget.
- McCormick, K. & Salcedo, J. (2015). *SPSS for Dummies*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Morris, M. G. & Venkatesh, V. (2000). Age differences in technology adoption decisions: implications for a changing work force. *Personal Psychology Inc*. p.375-403.
- NHO (2017). Hva er personvernforordningen (GDPR)? *Næringslivets Hovedorganisasjon*. Hentet fra: <https://arbinn.nho.no/forretningsdrift/personvern/personopplysningsverktøy/personvernforordningen/>
- Polacco, A. & Backes, K. (2018). The Amazon Go Concept: Implications, Applications, and Sustainability. *Journal of Business & Management*. 24. 80-93.

- Redman, R. (2021, 24. februar). Amazon Go draws high interest us shoppers. *Supermarket News*. Hentet fra <https://www.supermarketnews.com/retail-financial/amazon-go-draws-high-interest-us-shoppers>
- Ringdal, K. (2014). *Enhet og mangfold: Samfunnsvitenskapelig forskning og kvantitativ metode*. Bergen: Fagbokforlaget.
- Rossen, E., Liseter, I. M. & Nordal, O. (2022, 14.januar). Internetts historie. *Store norske leksikon*. Hentet fra [https://snl.no/Internetts\\_historie](https://snl.no/Internetts_historie)
- Saunders, M. N. K., Lewis, P. & Thornhill, A. (2016). *Research methods for business students*. Harlow.: Pearson.
- Sørebø, A. M. (2013). *SPSS En innføring i kvantitativ dataanalyse med SPSS-17.0*
- Tidemann, A. (2020, 8.januar). Kunstig Intelligens. *Store Norske Leksikon*. Hentet fra [https://snl.no/kunstig\\_intelligens](https://snl.no/kunstig_intelligens)
- Venkatesh, V. (2000). Determinants of Perceived Ease of Use: Integrating Control, Intrinsic Motivation, and Emotion into the Technology. *Information System Research*. 11(4). 342-365.
- Venkatesh, V. & Davis, F. D. (2000). A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies. *Management Science*. 46(2). 186-204
- Vercelletto, C. (2019). The A to Z of Gen Z. *Library Journal*. 144(7). 26-28.
- Wingfield, N. (2018, 21. januar). Inside Amazon Go, a store of the future. *The New York Times*. Hentet fra <https://www.nytimes.com/2018/01/21/technology/inside-amazon-go-a-store-of-the-future.html>
- Yu, Z. & Song, X. (2021). User intention of anonymous social application «Soul» in China: Analysis based on an extended technology acceptance model. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*. 16(7). 2898-2921.  
Doi:10.3390/jtaer16070159
- Zondag, M. H. (2021, 12. februar). Ny dagligvarekjede satser på døgnåpne og ubemannede butikker. *NRK.no* Hentet fra <https://www.nrk.no/norge/ny-dagligvarekjede-satser-pa-dognapne-og-ubemannede-butikker-1.15370741>

## Vedlegg 1 Studiens spørreundersøkelse



### Amazon Go

Tenk deg at du står utenfor matbutikken. For å komme deg inn må du skanne en kode fra appen i smarttelefonen din. Nå som du er inne, kan du plukke alle varene du trenger fra hyllen og bare gå ut av butikken uten å gjøre noe mer. Takket være kunstig intelligens og mange små kamera over hele butikken registreres alle varer som tas ut av og tilbake til hyllen. Ingen kø i butikken. Ingen kasse å legge varene i. Varene blir automatisk registrert og betalt i appen på din smarttelefon når du går ut av butikken.





Jeg ville likt å benytte meg av Amazon Go \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

### Oppfattet nytte og brukervennlighet

Utsagnene nedenfor ønsker å måle i hvilken grad du føler at Amazon Go kan være nyttig og brukervennlig for deg, gitt den informasjonen du har fått om konseptet.

Å bruke Amazon Go kunne gjort handleturen min enklere \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Å bruke Amazon Go kunne økt min produktivitet \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Å bruke Amazon Go kunne gjort handleturen min mer effektiv \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Jeg ville funnet Amazon Go nyttig på min handleturn \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Å lære hvordan å bruke Amazon Go ville vært enkelt for meg \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Jeg ville funnet det enkelt å bruke Amazon Go til det jeg ønsker i matbutikken \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Det ville vært enkelt for meg å bli dyktig i bruk av Amazon Go \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Jeg ville funnet Amazon Go som enkelt å bruke i hverdagen \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

### Oppfattet anonymitet og personvernsrisiko

Utsagnene nedenfor ønsker å måle i hvilken grad du føler at du kan bruke Amazon Go og likevel være anonym og bevare ditt personvern.

Jeg tror det er vanskelig for å andre å kunne identifisere min identitet ved bruk av Amazon Go \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Jeg er trygg på at andre ikke vil kunne vite hvem jeg er dersom jeg bruker Amazon Go \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Jeg tror min identitet forblir anonym ved bruk av Amazon Go \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Jeg tror Amazon Go ville passet på at min identitet forble ukjent for andre \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Jeg tror at mine transaksjoner hos Amazon Go kan bli solgt videre til en tredjepart \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Jeg tror at min personlige informasjon kan bli misbrukt hos Amazon Go \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Jeg tror at min personlige informasjon kan bli gjort tilgjengelig for ukjente ved bruk av Amazon Go \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Jeg tror min personlige informasjon kan bli gjort tilgjengelig for den offentlige etat \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

## Innflytelse

Utsagnene nedenfor ønsker å måle om innflytelse påvirker dine valg.

Jeg ville brukt Amazon Go dersom personer med innflytelse på min atferd mente jeg burde det \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Jeg ville brukt Amazon Go dersom andre som er viktige for meg mente jeg burde det \*

	1	2	3	4	5	6	7	
Helt uenig	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	Helt enig

Tusen takk for at du tok deg tid til å svare på mine utsagn. Jeg hadde satt pris på om du kunne svart på disse få spørsmålene nedenfor slik at jeg vet litt mer om deg.

Kjønn: \*

- Kvinne
- Mann

Alder: \*

- Under 20 år
- 20-35
- 36-50
- 51-65
- Over 65

Utdannelse \*

- Kun ungdomsskole
- Videregående skole
- 1-3 år høyere utdanning
- 4-5 år høyere utdanning
- Doktorgrad

Send

Tøm skjemaet

Dette innholdet er ikke laget eller godkjent av Google. [Rapportér uriktig bruk](#) - [Vilkår for bruk](#) - [Retningslinjer for personvern](#)

Google Skjemaer

## Vedlegg 2

### Kjønn

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Mann	85	41.9	41.9	41.9
	Kvinne	118	58.1	58.1	100.0
	Total	203	100.0	100.0	

### Alder

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Under 20 år	10	4.9	4.9	4.9
	20-35 år	73	36.0	36.0	40.9
	36-50 år	76	37.4	37.4	78.3
	51-65 år	39	19.2	19.2	97.5
	Over 65 år	5	2.5	2.5	100.0
	Total	203	100.0	100.0	

### Alder

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Under 20 år	10	4.9	4.9	4.9
	20-35 år	73	36.0	36.0	40.9
	36-50 år	76	37.4	37.4	78.3
	Over 50 år	44	21.7	21.7	100.0
	Total	203	100.0	100.0	

### Udannelse

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Kun ungdomsskole	4	2.0	2.0	2.0
	Videregående skole	46	22.7	22.7	24.6
	1-3 års videre utdannelse	86	42.4	42.4	67.0
	4-5 års videre utdannelse	65	32.0	32.0	99.0
	Doktorgrad	2	1.0	1.0	100.0
	Total	203	100.0	100.0	