


MBA Afhandling
Institut for Økonomi
Aarhus Universitet



Barrierer for modenhed:

En analyse af faktorer, der er afgørende for brugeraccept af ny IT-teknologi

Forfatter: Steen Dybboe

Vejleder: Kristina Risom Jespersen

Aarhus 2022

Student: Steen Dybboe

AU ID: au315167

Email: SO68201@post.au.dk

Email: Steen@prabi.dk

Supervisor: Kristina Risom Jespersen

Submission date: 09-05-2022

Number of pages (incl. front page):	53
Number of normalized pages:	47
Keystrokes (incl. spaces):	110.611
Keystrokes (text):	97.827
Keystrokes (tables):	10.706
Keystrokes (figures):	3.200

Executive Summary

Udviklingen af informationssamfundet har gjort det muligt at assistere virksomhedsledelse med stort set uendelige mængder af data, og informationsteknologier gør det muligt at konvertere de store mængder af data til information. Men samtidig går selve udviklingen i produktion af data ofte hurtigere end teknologien kan følge med, hvorfor det for mange virksomheder kan ende med at blive en konkurrence om at følge med udviklingen. Men, hvis de informationsteknologiske initiativer lykkes, kan processen have transformative effekter for virksomhederne, og vil stille dem i en stærkere konkurrencemæssig position.

Den fortsatte udvikling fordrer, at virksomhederne er i stand til at lære, internere og adoptere teknologierne på en sådan måde, at virksomhederne fremstår konkurrencedygtige i markeder, der ofte er under konstant udvikling. Blandt mange kilder til barrierer for denne udvikling er medarbejdernes evne til at acceptere og anvende teknologierne i deres daglige virke. Hvis ikke det lykkes at få medarbejdere til at acceptere de nye teknologier, risikerer virksomheder at miste store potentialer, når forankring af ny teknologi fejler.

Denne undersøgelse ser på, hvilke faktorer der kan være medvirkende til, at personale i virksomhederne bliver motiveret for at anvende nye teknologier, samt hvordan medarbejderne udvikler intentioner om at engagere sig i samme. Til dette formål anvendes teorier omkring hvad der er medvirkende til individers accept af teknologier. Der findes en lang række teorier, der omhandler accept indenfor det teknologiske felt, men i de seneste årtier har interessen samlet sig omkring specielt UTAUT-modellen, der i sig selv er en syntese af andre eksisterende teorier. I UTAUT er faktorer fra tidligere teorier kondenseret ned til det mindst mulige antal, og med UTAUT2 er modellen udvidet til at understøtte accept af teknologi hos forbrugere.

I denne undersøgelse, er der med udgangspunkt i UTAUT2 gennemført en spørgeskemaundersøgelse, hvor respondenter er fundet i en gruppe af personer, der alle har et dagligt virke med informationsteknologiske værktøjer. Respondenterne blev bedt om at forholde sig til tre forskellige teknologier – Business Intelligence, Big Data og Kunstig Intelligens (AI) – og for hver teknologi blev de opfordret til at besvare spørgsmål baseret på UTAUT2-modellens spørgeramme. Valget af disse teknologiområder er baseret på deres tidsmæssige placering i forhold til, hvad der implementeres i branchen, med AI som det nyeste og Business Intelligence som den ældste. Det samlede datasæt blev anvendt til belysning af modelkonstruktionens styrke i forhold til det undersøgte domæne.

Eftersom modellen til dels retter sig imod et forbrugerperspektiv, er der dele af konstruktionen, der mindre relevante i relation til virksomheders anvendelse af teknologierne. Men selvom disse faktorer var til stede, var det alligevel muligt at dokumentere høje forklaringsgrader for alle teknologier, hvorfor modellens anvendelighed blev understøttet.

Det viste sig også, at teknologiernes aktualitet havde en stor indflydelse på hvordan modellen fungerede. For den mest kendte teknologi ("Business Intelligence") udviste kun to faktorer signifikans ved regressionsberegningerne (faciliterende forhold og vane). Ved Big Data var der fire faktorer og ved AI var der fem faktorer. Der var således en klar udvikling i, hvor differentieret et billede man skal forholde sig til, afhængig af hvor ny teknologien er. I tilfældet AI viste det sig, at faciliterende forhold

var uden betydning, men at faktorer som hedonisk motivation og social indflydelse havde langt større indflydelse.

I praksis viser dette resultat, at UTAUT2-modellen er anvendelig til at forudsige intentions- og acceptadfærd hos medarbejdere. Anvendelse af modellen skal dog tage højde for den undersøgte teknologiske placering i en teknologisk tidsramme, når det kommer til eventuelle fravalg af faktorer. Derudover kan konteksten fordre, at modellen skal tilpasses med yderligere faktorer ud over dem, modellen er født med.

Begrænsninger i forhold til omfang af stikprøven, samt metoden for udvælgelse af respondenter gør, at undersøgelse ikke kan anvendes til dokumentation af de beskrevne elementer. Undersøgelsen bør i stedet betragtes som en forundersøgelse, der kan angive retninger for, hvad fremtidig forskning på området kan og bør fokusere på.

Indholdsfortegnelse

Tabeller	4
Figurer	4
Indledning	5
Problemformulering.....	7
Opgavens formål og undersøgelsesdesign	7
Afgrænsning	7
Videnskabsteori	8
Teori	9
Litteraturanvendelse.....	9
Evidensbaseret ledelse	9
Teknologierne	10
Accept af informationsteknologi	12
Hypoteseudvikling.....	19
Metode.....	22
Procedure og respondenter	22
Spørgeskema.....	23
Analyse.....	25
Deskriptiv analyse	25
Eksplorativ Analyse	27
Diskussion	35
Faktor anvendelsen.....	39
Konklusion.....	41
Perspektivering	42
Bilag.....	44
Bilag 01 – Business Intelligence Analysedata.....	44
Bilag 02 – Business Intelligence Analysedata.....	45
Bilag 03 – Kunstig Intelligens (AI) Analysedata	46
Bilag 04 - Korrelation mellem faktor scores.....	47
Bilag 05 - Eksplorativ Faktor Analyse – Business Intelligence.....	48
Referencer.....	49

Tabeller

Tabel 1 - UTAUT2 faktor relateret del af spørgeskemaet	24
Tabel 2 - Deskriptive hovedtal	26
Tabel 3 - Cronbachs Alpha for UTAUT2 faktorer	28
Tabel 4 - Forklaringsgrader og koefficienter fra regression	30
Tabel 5 - Alternative anvendelser af konstruktioner	32
Tabel 6 - Regressionsanalyse klassisk UTAUT	33
Tabel 7 - Hypotese opsamling	34

Figurer

Figur 1 - Oprindelig UTAUT	14
Figur 2 - UTAUT2	15
Figur 3 - Undersøgellesmodel	22
Figur 4 - Faktor anvendelse	40

Indledning

Udviklingen af informationssamfundet under den tredje industribølge har gjort det muligt at assistere virksomhedsledelse med stort set uendelige mængder af information. Dette fundament for evidensbaseret ledelse vil med sikkerhed gøre en forskel (Pfeffer & Sutton, 2006), og det stiller krav til implementering af ofte store og komplekse løsninger for at frigive det åbenlyse potentiale.

Midlet til at frigive dette potentiale ligger i fornuftig anvendelse af teknologier, der i deres natur er under konstant udvikling i samme takt med, at informationsmængder og behov vokser i industri og samfund. Dette medfører, at der ligger en udfordring i at nå målet gennem midlerne på grund af de barrierer, der er i forbindelse med indpasning af teknologierne i informationsbrugernes anvendelse.

Igennem mit arbejde har jeg desværre ofte oplevet, at Analytics initiativer i danske virksomheder enten er fejlet eller ikke har leveret det fulde potentiale. Dette falder i tråd med megen eksisterende forskning, der beskriver diskrepanser mellem strategiske intentioner og organisatorisk formåen (Oswal, 2018). Her bliver initiativer ofte igangsat ud fra en mavefornemmelse eller ønsket om at følge med tendensen i en branche fremfor at basere et implementeringsinitiativ på en solidt funderet IT-strategi for hele virksomheden.

Success med indførsel af datateknologier med henblik på at understøtte evidensbaseret ledelse kan anskues fra flere vinkler, men i sidste ende vil det økonomiske perspektiv være afgørende. Virksomheder vil på den ene side have behov for at tilpasse organisationen, således at evidensbaseret ledelse kan praktiseres. På den anden side vil en væsentlig del af forankringen ligge i det omfang, ledere og medarbejderne er villige til at tage teknologierne til sig og anvende dem til fordel for virksomhedens effektivitet. Dette vil i sidste ende afspejles i økonomiske resultater.

Denne anvendelse af IT-teknologi til dataanalyse vil ikke alene være i stand til at forbedre økonomiske resultater. Den vil også være en differentiator i forhold til virksomhedernes konkurrenceevne, hvor anvendelse af data og analytics "er et uundværligt brændstof til ydeevne og innovation og forbundet på tværs af programmer" (Gartner, 2018). Beslutningsstøtte processerne har forandret sig fra at være deskriptive, over prædiktive til at være prækriptive, og ultimativt vil visse virksomheder nå en grad af autonom analyse. Denne udvikling afspejles i de anvendte teknologier, fra Business Intelligence værktøjer, over Big Data platforme til værktøjer, der understøtter autonom læring (Artificial Intelligence).

Hvor vidt virksomheder vil være i stand til håndtere og adoptere nye teknologier kan udtrykkes i deres modenhed. Der findes et antal modeller der beskriver virksomheders modenhed i forhold til data management (Chuah & Wong, 2011), og hvor et fælles træk er fokus på i hvilken grad informationsteknologierne er integreret ind i beslutningsprocesserne, og hvordan man sikrer organisatorisk forankring.

Denne undersøgelse vil se på, hvad der påvirker hensigten og brugen af nye teknologier i virksomheden. Over de seneste årtier har væksten i anvendelse af analytiske værktøjer baseret på Business Intelligence, Big Data og Artificial Intelligence (AI) været kraftigt stigende, og væksten forventes at fortsætte (Miyazu, 2022). På den ene side har gevinsten ved indførsel af værktøjerne været transformerende i de organisationer, der har evnet at integrere værktøjernes anvendelse ind i virksomhedens organisation og virke. På den anden side findes der rigtig mange eksempler, hvor initiativerne enten er fejlet eller blot ikke har haft den forventede transformative effekt. En afgørende

faktor er her, hvad der vil være afgørende for det enkelte individs accept af de nye teknologier. Enkelt sagt kan accept af ny teknologi ses som det omfang, et individ har til hensigt at bruge denne teknologi (Venkatesh, Morris, Davis, & Davis, 2003).

Hvis virksomheder ønsker fortsat at udvikle og forbedre beslutningsstøtte, vil der være et kontinuerligt behov for læring og en evne til at adoptere nye teknologier til at håndtere kravet til data håndtering. I denne sammenhæng spiller brugeraccept og modstand mod forandringer en stor rolle, hvorfor denne undersøgelse vil fokusere på de faktorer, som styrer brugeres adfærd i forhold til både deres intentioner og reelle anvendelser af teknologierne. Undersøgelsen vil fokusere på faktorernes tilstedeværelse og i hvilken grad de påvirker intentioner og adfærd.

For at vurdere dette vil jeg i undersøgelsen basere mig på eksisterende forskning, der undersøger, hvorfor og hvordan individer accepterer ny informationsteknologi. Konkret tager jeg udgangspunkt i UTAUT modellen (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology) (Venkatesh et al., 2003), der er en syntese af otte kendte teorier og modeller om hvad, der påvirker brugeres accept af informationsteknologi. Modellen er yderligere udvidet med et forbrugerperspektiv til UTAUT2 (Venkatesh, Thong, & Xu, 2012), hvor hedonisk motivation, price-value og vane blev tilføjet som de nye variable. Eftersom konceptet "forbruger" vil være udfordret i en kontekst af virksomheders anvendelse af IT-teknologier, vil undersøgelsen fastholde analyser omkring begge iterationer af modellen.

Problemformulering

Der findes mange måder at beskrive den teknologiske udvikling på. Denne undersøgelse baseres på definitionen af T. Davenport and Harris (2017), der præsenterer informationsteknologierne i en udvikling over tid, hvor Business Intelligence (BIA¹) repræsenterer den første fase. BigData (BD) og konsolidering af data er anden fase, og kunstig intelligens (AI) er tredje fase. Undersøgelsen vil tage udgangspunkt i dette teknologi-perspektiv, og modellens anvendelighed vil blive evalueret i forhold til de enkelte teknologier.

Fokus for undersøgelsen er informationstunge virksomheder, hvor målet for beslutningstagelse antages at være datadrevne – evidensbaserede. Hvor vidt virksomhederne har en modenhed, der understøtter anvendelse af datateknologier (BIA, BD og AI), afhænger i høj grad af ledere og medarbejderes accept af teknologierne. Dette har ført til følgende problemformulering

Hvordan påvirker faktorer hensigten og brugen af datateknologier (BIA, big data og AI) med henblik på at bestemme virksomheders modenhed til at kunne begå evidensbaseret ledelse.

Undersøgelsen vil fokusere på de faktorer, der vil være afgørende for, om brugere vil være motiverede til at tage de nye teknologier i anvendelse, og i hvilken grad anvendelsen er udbredt i virksomheden.

Opgavens formål og undersøgelsesdesign

Med undersøgelsen ønsker jeg at belyse validiteten og styrken af teorier/forventninger omkring faktorer, der påvirker accept af nye teknologier, hvilket med en kontinuerlig udvikling i det informationsteknologiske område er en forudsætning for forankring af Business Intelligence initiativer.

Jeg ønsker ikke at foretage en undersøgelse, der har til formål at identificere mulige faktorer, der kan have indflydelse på implementering af forretningsanalytiske initiativer, men jeg ønsker i stedet at bekræfte teorier baseret på foreliggende forskning omkring, hvordan initiativer bliver forankret.

Det valgte design bliver derfor konfirmativ induktiv.

Afgrænsning

I det efterfølgende beskrives hvilke overvejelser der har været i forbindelse med valg og fravalg.

Undersøgelsen fokuserer på den del af IT-branchen, der udvikler og administrerer systemer til informationsindsamling, behandling og præsentation. Dette fokus er valgt, eftersom undersøgelsen skal bidrage til forståelsen af modenhed i virksomheder med henblik på støtte til evidensbaseret ledelse.

¹ Forkortelsen BIA – Business Intelligence Analytics - anvendes for at differentiere i forhold til UTAUT2 modellens faktor Behavioral Intention (BI)

For at indsnævre undersøgelsen, anvendes desuden kun anerkendt teori som udgangspunkt for analysen. Konkret anvendes UTAUT2 modellen, idet denne model inkorporerer dele af andre anerkendte acceptteorier. Dette betyder, at særlige aspekter ved teorier, såsom opfattet indsats og opfattet anvendelighed fra Technology Acceptance Model (TAM) (Davis, 1985), eller anvendelsen af Social Cognitive Theory (SCT) til at beskrivelse brugeres egen-effektivitet (Compeau & Higgins, 1995), indgår i UTAUT2, og forfatterne har gennem forskning berettiget, at en samlet forklaringsgrad ved anvendelse af en den samlede model er forbedret (Venkatesh et al., 2003).

Endelig begrænser undersøgelsens omfang mængden af data, der kan indsamles, og omfanget af statistisk analyse begrænses af til rådighed værende ressourcer i både tid og erfaring.

Videnskabsteori

Mit valg af videnskabeligt ståsted vil have afgørende betydning for den undersøgelse, jeg i det efterfølgende vil gennemføre.

Med det ontologiske perspektiv forsøger jeg at indkredse, hvordan jeg ønsker at gribe opgaven an, og dermed hvilke dele af verden jeg ønsker at inkludere i min empiri. Opgavens fokus er en undersøgelse af, hvordan implementeringen af informationsteknologiske initiativer forløber, og i hvilken grad brugere accepterer anvendelsen af de nye teknologiske værktøjer i arbejdsdagen.

Men begreber som BI, Big Data og AI opfattes meget forskelligt af respondenter. I nogle tilfælde vil spørgsmål kunne være målbare ("Anvender du Excel?"). I andre tilfælde vil dele af begrebsapparatet findes i relationer og processer mellem elementer i den overordnede struktur (herunder ledelse, ansvar m.m.), hvilket fordrer en konstruktivistisk tilgang til området.

I forhold til den epistemologiske vinkel forventer jeg at anvende en rationalistisk tilgang med fokus på kvantitative data indsamlet ved hjælp af online spørgeskemaer. Efterfølgende formuleres hypoteser på baggrund af undersøgelsesspørgsmålet, og ved hjælp af empiri ønsker jeg at be- eller afkræfte mine antagelser om anvendelighed af modeller.

Ved at anvende en rationalistisk tilgang reducerer jeg min egen indflydelse på undersøgelsen med et mål om "definerbar objektivitet". Normalt har jeg i mit arbejde med mennesker et social-konstruktivistisk fokus med en cirkulær forståelsesramme. I denne undersøgelse har jeg dog fokus på at forstå relationer mellem determinanter og moderatorer i forhold til realiseret anvendelse (se UTAUT2 model efterfølgende). Jeg forudsætter således en lineær årsags-/virkning sammenhæng, der ikke helt korresponderer med den systemiske tænkning.

Teori

Formålet med teori afsnittet er at integrere præmisserne fra hovedteoriene til et sæt af hypoteser, der vil være udgangspunktet for undersøgelsen. I det efterfølgende vil jeg derfor gennemgå evidensbaseret ledelse, determinanter for teknologi accept, og kort sammenfatte den definition af teknologierne, der ligger til grund for undersøgelsen.

Litteraturanvendelse

Teori og hypoteser er funderet i eksisterende forskning. Beskrivelsen og perspektivering af de enkelte teorier skaber et fundament for de valg, der senere vil blive beskrevet i dette afsnit. Udgangspunktet er, at man skal vide, hvad der allerede er kendt i forbindelse med forskningsområdet, så man kan lære af andres erfaringer og ikke blive beskyldt for at "genopfinde hjulet" (Bryman, 2012). Ved at syntetisere eksisterende forskning er det muligt at formulere teoretiske og metodiske tilgange til et forskningsområde for derigennem at udvikle en analytisk ramme. I den aktuelle undersøgelse anvendes helt konkret UTAUT2 som forklaringsmodel til analyse af faktorer, og den anvendte litteratur er derfor fokuseret på baggrunden for denne model.

Jeg har valgt en narrativ tilgang til litteratur gennemgangen, eftersom formålet med gennemgangen er at anvende litteraturen som middel til at præcisere, hvad der allerede er kendt i forbindelse med forskningsemnet (Bryman, 2012), modsat en systematisk gennemgang af litteraturen med henblik på enten opsummering af kendt forskning eller klassificering af usikkerheder omkring begreber og modeller. Fokus er her analyse af validiteten af teorier omkring accept af nye teknologier.

I forhold til behov og baggrund har fokus været rettet mod evidensbaseret ledelse og forandringsbehov. Dette er set i forhold til videnskabeligt arbejde omkring de undersøgte teknologier med henblik på både definitioner og beskrivelse af modenhedsmodeller for samme.

I relation til undersøgelsesmodellen – UTAUT2 – har jeg gennemgået beskrivelser af de bagved liggende modeller samt en lang række alternative acceptmodeller, der ikke rettede sig direkte mod en teknologi dimension. Eftersom UTAUT2 er baseret på UTAUT, og Venkatesh et al. (2003) i beskrivelsen af modellen empirisk argumenterer for modellens konstruktionsvaliditet, vil gennemgang og beskrivelse af modellens konstruktioner blive baseret på deres beskrivelse fra denne kilde.

Evidensbaseret ledelse

Eftersom virksomheder varierer meget i størrelse, form og alder, er det farligt at antage, at der eksisterer en enkel veldokumenteret måde at foretage beslutninger på. Beslutninger, og dermed ledelse, er en evne, der kan og skal læres, men det er en antagelse at ledelse udøves bedst, hvis beslutninger kan ledes af logik og empirisk dokumentation, altså information (Pfeffer & Sutton, 2006). Udfordringen med at praktisere evidensbaseret ledelse er, at med udviklingen af informations-samfundet, ser vi en eksponentiel vækst i data, og der er ganske enkelt for meget information at omfavne. Dette leder til et andet problem; muligheden for at få den rette information i rette tid. Risikoen er, at vi modtager relevant information rettidigt, fordi vi er ved at drukne i mængden af indsamlet information i frygt for overse detaljer, der kunne ligge gemt i inferiøre processer. Pfeffer and Sutton (2006) argumenterer for, at ledelsen skal se bort fra konventionel "tro og visdom", og

erstatte dette med en utrættelig forpligtigelse til at indsamle de nødvendige data for at kunne træffe mere informerede og intelligente beslutninger.

Konkret skal evidensbaseret ledelse ifølge Pfeffer and Sutton (2006) baseres på nogle enkle principper:

- Forlang dokumentation for beslutninger. Hvis data mangler, kan dette inspirere til nye måder at fremfinde information på, hvilket igen er med til at udvikle virksomhedens evidensbase.
- Vær bevidst om den underliggende logik for evidens. Er den relevant i beslutningens kontekst?
- Hvis læring skal fortsætte, er det nødvendigt at betragte virksomheden som en ufærdig prototype, der kontinuerligt skal evalueres.

Visdom opstår ikke ved en ophobning af viden, men ud fra en sund respekt for og nysgerrighed overfor videns enorme riger, der stadig ikke er overvundet (Pfeffer & Sutton, 2006). Evidensbaseret ledelse udføres derfor bedst af ledere, som værdsætter, hvor meget de ikke ved. Disse ledere er ikke frosset til en passivitet af uvidenhed; snarere handler de efter deres bedste viden, mens de stiller spørgsmålstejn ved, hvad de ved (Pfeffer & Sutton, 2006), og de bygger deres beslutninger på et evidensbaseret grundlag.

For at kunne facilitere dette har virksomhederne i dag brug for teknologier som Business Intelligence for at kunne samle, destillere og kommunikere informationen. Parallelt udvikler informationskilderne sig i både omfang og struktur, hvilket fordrer inddragelse af nye teknologier.

Teknologierne

Overordnet betragtet har anvendelsen af IT baserede informationsteknologier i forbindelse med beslutningsstøtte været under udvikling i flere årtier. T. H. Davenport (2013) beskriver en ramme for denne udvikling, løbende over fire faser fire faser.

Initialt var fokus på opgaven at yde beslutningsstøtte i ordets betydning, og de konkrete opgaver var orienteret i retning af deskriptiv analyse baseret på historiske hændelser. T. H. Davenport (2013) denne første fase med Business Intelligence Analytics (BIA) som "Analytics 1.0", hvor virksomheder søger at kontrollere datamængder for at kunne overkomme at udtrække operationel viden tids nok.

Med nye teknologier og forretningssystemer voksede mulighederne for informationsindsamling udover hvad generation 1 baserede teknologier kunne overkomme, hvorfor en helt ny gruppe af teknologier kom frem til at håndtere dette – Big Data teknologier. I denne fase 2 – "Analytics 2.0" – blev Big Data oftest udviklet af en hel ny type af virksomheder, hvor data og dataanalyse kom til at spille en langt mere fremtrædende rolle (f.eks. Google og eBay). I modsætning til tidligere, hvor data primært blev "født" internt i organisationen, blev data nu opsamlet internt, eksternt og i høj grad i grænsefladen mellem virksomheder og kunder, og datamængderne udfordrede eksisterende teknologier, hvorfor nye teknologiplatforme blev udviklet til at håndtere dette.

Anvendelse af Big Data og traditionel Business Intelligence Analytics (BIA) er ikke et enten eller. I fase 3 – "Analytics 3.0" – fokuserer større virksomheder på integrationen af Big Data og BIA, for at opnå gevinster på tværs af alle delorganisationer i virksomhederne. Eksempler er værktøjer som SAP, ERP og Oracle ERP, der integrerede anvendelse af data på tværs af funktioner, afdelinger, teams og forretningsenheder, for at optimere processer f.eks. i relation til chain management.

Næste trin i teknologisk modenhed opnås, når virksomheder er i stand til at reducere (eller helt fjerne) betydningen af human indflydelse på beslutningsprocesserne. Fase 4 – ”Analytics 4.0” – introducerer derfor værktøjer baseret på kunstig intelligens og kognitive teknologier (f.eks. machine learning), hvor målet er at opnå autonomi ved at udvikle og forbedre modeller gennem egen læring baseret på virksomhedens data – alt sammen uden substantiel human indflydelse (T. Davenport & Harris, 2017).

Der tegner sig således et billede af den teknologiske udvikling, som styrende for udviklingen af beslutningsstøtte teknologier, gående fra traditionelle BIA værktøjer (f.eks. databaser, regneark og visualiseringsværktøjer) over big data (værktøjer til håndtering af store mængder ustrukturerede data) til kunstig intelligens (AI værktøjer). Virksomheder på tværs befinder sig på et givet tidspunkt på forskellige stadier i denne rejse. Nogle virksomheder hænger fast i en deskriptiv anvendelse af Business Intelligence, og andre forsøger at udnytte det fulde potentiale af AI. Introduktion af ny teknologi i en virksomhed vil derfor afhænge af det aktuelle teknologiske niveau i virksomheden, hvor visse teknologier vil være tættere på trykzonen (hvad der er kendt), og andre vil være længere væk. Denne undersøgelse vil basere sig på et differentieret teknologisk fokus, og alle analyser vil være funderet i følgende teknologiske ramme – Business Intelligence (BIA), Big Data (BD) og Kunstig Intelligens (AI).

I det efterfølgende gennemgås kort de fortolkninger af nævnte tre teknologiområder, der ligger til grund for denne undersøgelse.

Business Intelligence (BIA²)

Business Intelligence kan betragtes som et integreret sæt af værktøjer, teknologi, processer og metoder, der anvendes til at indsamle, behandle, analysere og præsentere data til beslutningstagere. Sagt på en anden måde er hovedopgaverne for et BIA system at understøtte intelligent udforskning, integration, aggregering og analyse af data, der stammer fra forskellige informationsressourcer (Yeoh & Koronios, 2010). Lagring af data fra forskellige kilder (forretningsdata og transaktionsdata) sker oftest i et centralt placeret datavarehus, hvorfra data kan bearbejdes til forretningsvendte præsentationer. Formålet med BIA er at skabe indsigt i den nuværende drift med udgangspunkt i historiske informationer og anvende dette til forudsigelse af, hvad der skal til i fremtiden med det overordnede formål at øge organisationens ydeevne og konkurrencedygtighed (Işık, Jones, & Sidorova, 2013).

Big Data (BD)

Med tiden er mængden af data vokset i både omfang og kompleksitet. Når data vokser ud over den kapacitet, man har til rådighed for at kunne indsamle, behandle og udstille dem, indenfor til rådighed værende tidsrum, taler man om Big Data. Big Data optræder oftest som samlinger af organiserede og uorganiserede datasæt og giver i sig selv ikke værdi. I stedet opstår der behov for nye måder at håndtere datamængderne på (f.eks. Hadoop, Spark m.m.) samt et helt nyt sæt af kompetencer hos medarbejderne (T. Davenport & Harris, 2017). Et ofte anvendt billede på, hvornår data er Big Data, er

² Forkortelsen BIA – Business Intelligence (Analytics) - anvendes for at differentiere i forhold til UTAUT2 modellens faktor Behavioral Intention (BI)

de 5 V'er; Volume (mængden), Velocity (hastigheden), Veracity (kvaliteten/sandfærdigheden), Variety (formen af data) og Value (merværdien).

Kunstig Intelligens (AI)

Kunstig Intelligens (AI) er et begreb, der dækker over flere tilknyttede algoritmer og teknologier, som beskriver muligheden for at anvende maskiner til autonom analyse og beslutningstagning (T. Davenport & Harris, 2017). Teorierne omkring AI rækker tilbage til 50'erne, men det er først i de senere årtier, at udviklingen har taget fart. Machine Learning blev født ud fra ideen om, at en computer uden kodning kan lære at genkende mønstre til specifikke opgaver og med afsæt i dette systematisere beslutningsprocessen - prædiktionen. Anvendelsen af AI vokser meget nu som følge af de store datamængder, der er til rådighed, samt med den eksponentielt stigende compute kapacitet (Moore's Law), der er til rådighed. Yderligere kompleksitet kan i dag analyseres med Deep Learning, hvor multiple lag af variable skaber mere komplekse algoritmer, som kræver endnu større mængder af data til indlæring (T. Davenport & Harris, 2017).

Accept af informationsteknologi

UTAUT

Igennem de senere årtier er der blevet foreslået forskellige modeller til beskrivelse af, hvordan man kan forklare og forudsige accept og brug af nye teknologier. De mest fremtrædende er Technology Acceptance Model – TAM (Davis, 1989) og Unified Theory of Acceptance and Use of Technology - UTAUT (Venkatesh et al., 2003). UTAUT er, som beskrevet i indledningen, en syntese og kondensering af otte anerkendte accept teorier, hvor forfatterne gennem empiriske undersøgelser sandsynliggør, at anvendelsen af modellen samlet har en højere forklaringsgrad, end nogen af de underliggende modeller kunne præstere isoleret (Venkatesh et al., 2003). For at få en forståelse af de bagved liggende motiver for inddragelse af specifikke determinanter gennemgås i det følgende kort fire af de bagved liggende teorier.

TRA - Theory of Reasoned Action (Fishbein & Ajzen, 1977) er blandt de første teoretiske perspektiver, der anerkendes i forskningen af teknologisk orienterede acceptmekanismer, og teorien er fundamental for forståelsen af UTAUT. Teorien har til formål at forklare forholdet mellem holdninger og adfærd, og forudsiger individers adfærd baseret på deres allerede eksisterende holdninger og adfærdsmæssige intentioner. Fishbein and Ajzen (1977) beskriver hvordan intentioner kan forudsiges af holdninger og subjektive normer, hvilket indebærer, at jo mere positivt individer betragter en given adfærd, og jo mere de opfatter adfærden som værende vigtig i social kontekst (familie, venner etc.), desto større er sandsynligheden for at danne intentioner om netop denne adfærd.

TPB - Theory of Planned Behavior er en udvidelse af TRA. Ajzen (1991) fandt, at både i forbindelse med intention og den realiserede adfærd havde det betydning, i hvilken grad individet opfattede sin egen effektivitet i forhold til at udføre adfærden. Holdning til selv-effektivitet bestemmes af individets overbevisninger om faktorer, der kan lette eller være barrierer for at engagere sig i en adfærd. Denne dannelse af overbevisninger er fundamental i udviklingen af UTAUT.

TAM - Technology Acceptance Model (Davis, 1985) repræsenterer den første teori om intention og accept, der blev udviklet specifikt til en IT-teknologisk kontekst (Venkatesh et al., 2003). I forhold til

TRA, erstatter TAM individets holdningsmål (attitude, subjektiv norm og opfattet selv-effektivitet) med to teknologi-acceptmål; brugervenlighed og anvendelighed. Målet med dette var at simplificere modellen med henblik på en enklere måde at forudsige acceptadfærd på.

SCT - Social Cognitive Theory udvikledes med henblik på at beskrive individers egen-effektivitet. Teorien, der er udviklet Bandura (1989), giver en ramme for forståelse af, hvordan mennesker former og formes af deres miljø ved at observere andre indenfor konteksten af sociale interaktioner, oplevelser og eksterne påvirkninger. Med udgangspunkt i dette konkluderer Compeau and Higgins (1995), at individers opfattede selv-effektivitet influerer direkte IT kompetencer, og at selv-effektivitet kan modificeres ved adfærds-modellering; ved at observere en anden person udføre måladfærden, påvirkes individets opfattelse af egen evne til at udføre samme adfærd med succes.

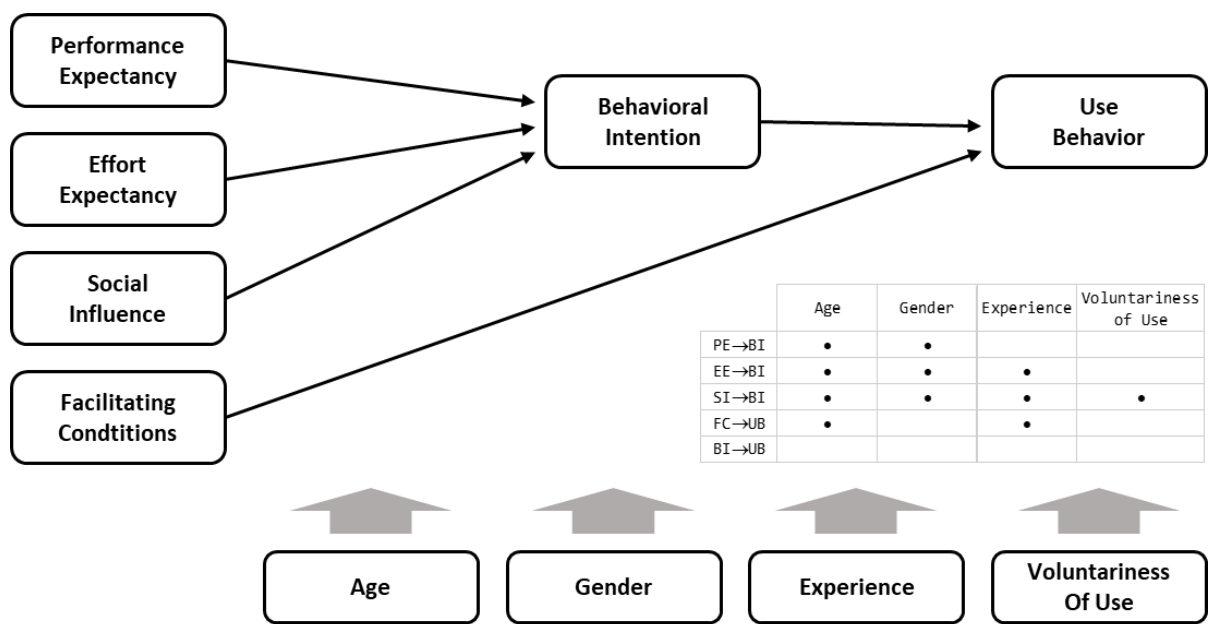
Udover disse fire teorier baserer Venkatesh et al. (2003) deres modelarbejde på teorierne Motivational Model (MM), Combined TAM og TPB (C-TAM-TPB), Model of PC Utilization (MPCU) og Innovation Diffusion Theory (IDT).

Fokus for UTAUT er at syntetisere en samlet model til forklaring af hvilke faktorer, der fører til dannelsen af accept. Ved at samle teorien fra de otte eksisterende modeller identificerede de 32 variable, der derefter blev kondenseret ned i fire hovedeffekter og fire modererende faktorer.

UTAUT tilstræber at forklare brugerens adfærdsintention i forhold til nye teknologier ud fra tre hovedeffekter; forventet nytteværdi (PE), forventet indsats (EE) og social indflydelse (SI). En fjerde faktor – faciliterende forhold (FC) – bliver i forbindelse med UTAUT ikke anset for at have betydende indflydelse på brugerens intention. Argumentet er, at så længe analysen fokuserer på accept i virksomheder, vil FC være fælles for alle ansatte, og betydningen af PE og EE vil derfor eliminere behovet for FC som determinant for BI (Venkatesh et al., 2003, p. 454). Til gengæld vil FC i denne kontekst have afgørende betydning for brugerens adfærd, sammen med betydningen af brugerens intention. Alle faktorer vil blive gennemgået efterfølgende.

For at øge modellens forudsigelsesevne er der i modellen inkluderet en gruppe af modererende variable, der gør det muligt at håndtere den heterogenitet, der eksisterer i observationerne (Venkatesh et al., 2003). En modererende variabel opstår, når forholdet mellem uafhængige og afhængige variable er overraskende svag, inkonsistent eller helt uden sammenhæng. Den modererende variabel introduceres derfor for at reducere eller styrke sammenhængen (Baron & Kenny, 1986). I UTAUT-modellen anvendes køn, alder, erfaring og frivillighed som modererende effekter, med varierende indflydelse overfor de forskellige betydende faktorer (f.eks. influerer frivillighed alene social indflydelse). Men Venkatesh et al. (2003, p. 470) åbner op for, at fremtidig anvendelse af modellen bør tilpasses med valg af yderligere eller andre moderatorer i et forsøg på at give en endnu rigere forståelse af teknologiadgang og -brugsadfærd. Dette er på linje med Baron and Kenny (1986), som foreslog indførelsen af en modererende variabel for at skelne mellem to eller flere grupper, hvis forskellige karakteristika kan være kilden til uoverensstemmelserne i litteraturen, og moderatoren bør være logisk tilpasset de fænomener, der undersøges (Sekaran & Bougie, 2016).

Den samlede model kan ses i Figur 1.



Figur 1 Oprindelig UTAUT

Kombinationerne af konstruktionerne og modererende faktorer har øget den prædiktive effektivitet til 70 %, hvilket er en væsentlig forbedring i forhold til tidligere TAM-modelhastigheder målt af Davis selv. Her fandt han, at TAM havde en forklaringsgrad på 47% i forhold til intention, og 51% i forhold til adfærd (Venkatesh et al., 2003, p. 436).

En begrænsning i UTAUT ligger i, at modellen er rettet mod en virksomhedskontekst med fokus på medarbejdere. For at kompensere for dette har Venkatesh et al. (2012) foreslået en ny model – UTAUT2 – der inkluderer yderligere tre variable til at beskrive forbrugerdimensionen (hedonisk motivation, price-value og vaner).

UTAUT2

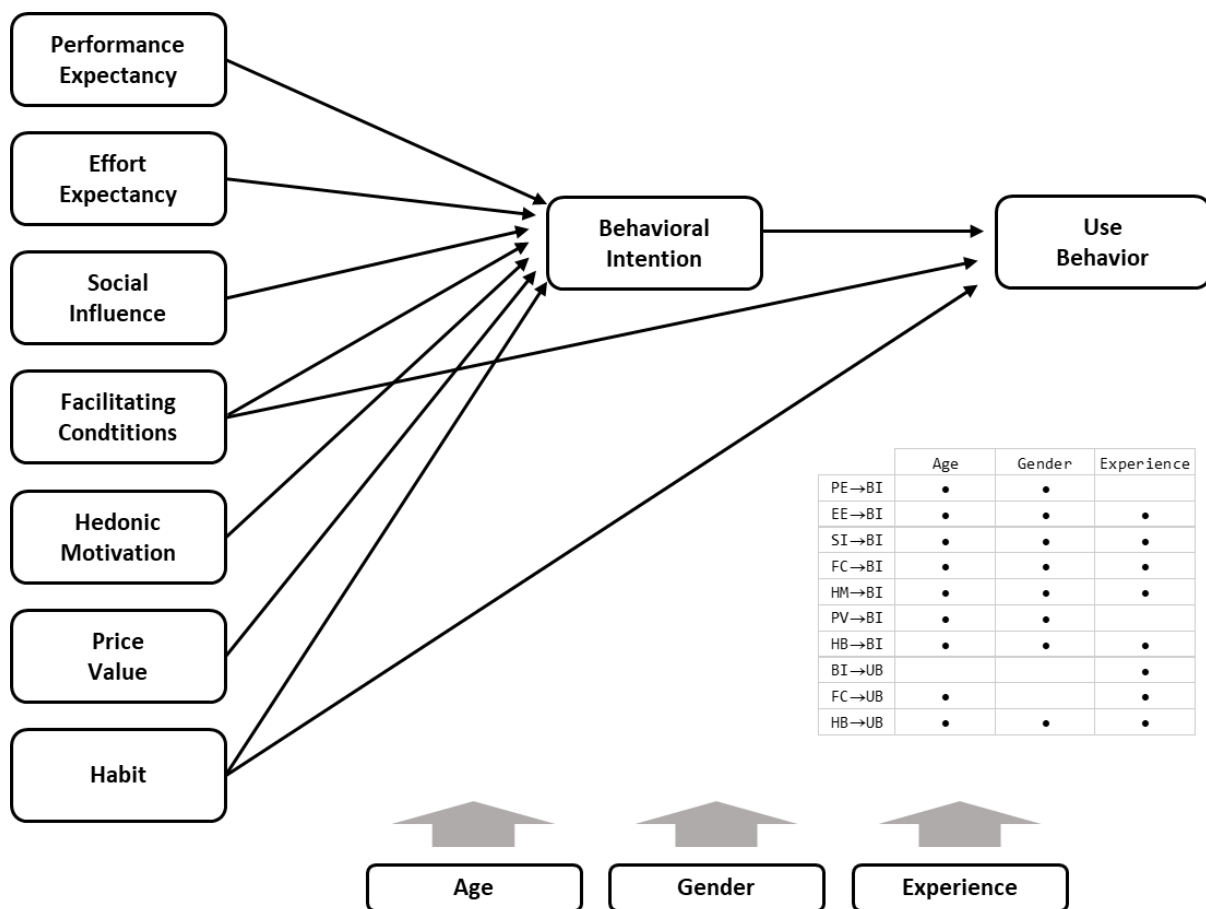
En begrænsning i UTAUT ligger i, at modellen er rettet mod en virksomhedskontekst med fokus på forklaring af medarbejdernes teknologiaccept og teknologianvendelse, hvorfor både tilhængere og modstandere af modellen har udtrykt behov for at udvide rummet af teoretiske mekanismer til også at omfatte andre kontekstområder, herunder markedet for forbrugerteknologier (Venkatesh, Davis, & Morris, 2007).

UTAUT2 er derfor tilpasset forbrugerkonteksten ved at identificere tre nøglekonstruktioner fra forskningen omkring forbrugeradoption og brug af teknologier. Derudover har man valgt at ændre nogle af de eksisterende relationer i den oprindelige version af UTAUT samt introduceret nogle få nye relationer.

Modellen introducerer hedonisk motivation som ny determinant baseret på, at forskellige konstruktioner (f.eks. nydelse) er vigtige i brug af forbrugerprodukter og teknologi (Brown & Venkatesh, 2005, p. 406). I modsætning til arbejdspladssammenhænge er forbrugerne ansvarlige for

omkostningerne, der kan dominere beslutninger om forbrugeradoption, hvorfor der yderligere tilføjes en determinant for pris/omkostninger. Dette udvider UTAUT's eksisterende ressourcemodel, der kun omfatter tid og indsats. Endelig introduceres "vane" som en kritisk forudsigtelse af teknologibrug, eftersom forskningen udfordrede adfærdsintentionens rolle som nøgleprædiktoren for teknologibrug. Faktisk har vane en direkte effekt på teknologibrug og/eller kan begrænse styrken af forholdet mellem adfærdsintention og brugeradfærd (Venkatesh et al., 2012).

I forhold til UTAUT har man valgt at fjerne Frivillighed som en moderator, eftersom dette kun vil give meget begrænset mening i en forbrugersituation. Den opdaterede model er vist i Figur 2.



Figur 2 UTAUT2

I det efterfølgende gennemgås konstruktionerne i UTAUT2 med fokus på de enkelte variables betydning for indførsel af ny informationsteknologi. Variable er karakteristika eller attributter ved de fænomener, der undersøges. Variable kan modsat konstanter have forskellige værdier, niveauer eller kategorier, og vi skelner mellem tre typer variable (Vogt, Gardner, & Haeffele, 2012).

- De uafhængige variable (prædikatorvariable), der er årsagen til undersøgelse
- De afhængige variable (responsvariablen), der beskriver effekten i en undersøgelse
- Et sæt af andre typer variable, der yderligere specificerer forbindelserne mellem de uafhængige og afhængige variable. Sidstnævnte optræder i forskellige former af intervererende, medierende, modererende og modificerende variable

UTAUT2 består syv fuldt uafhængige variable, en variabel der optræder både som uafhængig og afhængig, og den endelige afhængige variabel "Brugeradfærd". Derudover foreslår forfatterne tre modererende variable; alder, køn og erfaring. Efterfølgende gennemgås først de uafhængige variable og dernæst de afhængige.

Forventet nytteværdi (Performance Expectancy - PE) udtrykker, i hvilken grad en bruger forventer at brugen af teknologien vil give fordele i form af jobforbedringer (Venkatesh et al., 2003), og PE betragtes som en af de centrale prædiktorer for intentionen om at adoptere nye teknologier (Venkatesh et al., 2012). Blandt konstruktionerne i UTAUT2-modellen der anvendes til at vurdere teknologiaccept, anses PE for at være den stærkeste (Venkatesh et al., 2003). Det underliggende koncept bygger på, at brugen af systemet ville gavne brugeren, samt at brugerens eget engagement og forventninger til konsekvenserne af at engagere sig i en adfærd i væsentlig grad kan påvirke hans eller hendes holdninger og hensigt om at engagere sig i denne adfærd (Venkatesh et al., 2003). Ifølge Venkatesh et al. (2003) definition, omfatter konstruktionen nytteværdi følgende begreber; opfattet anvendelighed, relativ fordel, resultatforventninger, jobtilpasning og ydre motivation.

Forventet indsats (Effort Expectancy - EE) beskriver graden af brugervenlighed, der er forbundet med teknologien. Begrebet udtrykker, at forventningen til, hvilken indsats man skal yde for at anvende teknologien, vil påvirke den indsats, man vil yde for at bruge systemet (Venkatesh et al., 2003). Der er en sammenhæng mellem at opnå nytteværdi og samtidig opretholde et rimeligt indsatsniveau, hvilket gør både Forventet Nytteværdi og Forventet Indsats til væsentlige konstruktioner til at forudsige forudsætninger for intentioner. Venkatesh et al. (2003) anerkendte, at der er et omvendt forhold med hensyn til de opfattede fordele opnået ved at bruge systemet og den indsats, der kræves for at bruge teknologien. Når kompleksiteten i teknologien stiger og fordelene ved anvendelse falder, vil der være en negativ indvirkning på brugerens intention. Forventet indsats påvirkes væsentligt af erfaring, fordi brugere oftest har en højere grad af tryghed, jo mere de anvender teknologien (Davis, 1989).

Social indflydelse (Social Influence - SI) beskriver i hvilken grad en person opfatter det som vigtigt, at andre i vedkommendes indflydelsessfære mener, at han eller hun skal bruge den nye teknologi. Brugernes adfærd er her mest påvirket af den måde, man tror, at andre personer vil opfatte dem på, hvis de har brugt teknologien (Venkatesh et al., 2003). Social indflydelse baseres i syntesen blandt andet på teorien om planlagt adfærd (TPB), hvor subjektiv norm beskriver, hvordan et individs normative overbevisninger danner grundlaget for, hvordan de opfatter, om andre enten vil godkende eller afvise en given adfærd, og dermed deres motivation til at leve op til disse forventninger (Fishbein & Ajzen, 1977). Individets overbevisninger påvirkes af ydre faktorer, og hvor vidt disse faktorer derefter påvirker adfærden, er afgørende for konstruktionen Social Indflydelse.

Faciliterende Forhold (Facilitating Conditions - FC) udtrykker i hvilken grad individet mener, at organisatoriske og tekniske forhold er til stede, og i hvilket omfang et individ føler, at de nødvendige ressourcer og støtte er til rådighed til støtte for den påtænkte anvendelse af systemet. Det kan f.eks. være adgang til systemet eller tilgængelighed af hjælp og support fra kompetente brugere. Hvis støtte indgår som en del af faciliteringen, vil det være med til at fjerne barrierer for at bruge systemet (Venkatesh et al., 2003). I UTAUT antages FC kun at påvirke brugeradfærd direkte (ikke intention), baseret på at i et organisatorisk miljø kan faciliterende forhold tjene som proxy for faktisk adfærdskontrol og påvirke adfærd direkte (Ajzen, 1991). Dette forklares ved, at mange aspekter af faciliterende forhold (support, undervisning, m.m.), vil være frit tilgængelige i en organisation og stort set ens for alle medarbejdere.

UTAUT2 antager et forbrugerperspektiv, hvorfor faciliterende forhold kan variere betydeligt for hver forbruger på tværs af teknologi anvendelser. Derfor inddrager UTAUT2 faciliterende forhold som en betydende determinant for adfærdsintention, eftersom faciliterende forhold her vil virke som opfattet adfærdskontrol i Teorien om Planlagt Adfærd (TPB) og påvirke både intention og adfærd (Ajzen, 1991).

Hedonisk Motivation (Hedonic Motivation - HM) er den personlige glæde, der kommer fra brugen af teknologien. Motivation spiller ikke en afgørende rolle men har betydning for teknologiaccepten (Venkatesh et al., 2012). Hedonisk motivation er medtaget, eftersom forskellige konstruktioner (f.eks. nydelse) er vigtige i brug af forbrugerprodukter og teknologi (Brown & Venkatesh, 2005, p. 406), og anvendelse af teknologien for sin egen skyld kan være en indikation af, at et individ har en indre motivation til at bruge teknologien (Davis, Bagozzi, & Warshaw, 1992). Tendensen til at bruge teknologi for sin egen skyld hænger tæt sammen med konstruktioner, der er essensen af nydelse og sjov. Hedonisk Motivation er introduceret i UTAUT2 for at understøtte forbrugerperspektivet.

Cost-benefit (Price-Value - PV) udtrykker relationen mellem forbrugerens oplevede fordele ved teknologien og omkostningerne ved at bruge den. Cost-benefit er vigtig, fordi forbrugere, i modsætning til ansatte, selv skal afholde omkostningerne ved teknologi-investeringer (Venkatesh et al., 2012). Baseret på Dodds, Monroe, and Grewal (1991) definerer UTAUT2 cost-benefit (PV) som forbrugernes kognitive afvejning mellem de opfattede fordele ved applikationerne og de monetære omkostninger ved at bruge dem. Cost-benefit er positivt, når fordelene ved at bruge teknologien opfattes som større end omkostningerne, og de vil her have en positiv effekt på *intentionen* om at anvende teknologien (Venkatesh et al., 2012).

Vane (Habit - HB) er defineret som det omfang, i hvilket mennesker automatisk udfører adfærd på grund af læring - i betydningen erfaring (Limayem, Hirt, & Cheung, 2007). Fra teorien om planlagt adfærd (Ajzen, 1991) antages det, at gentagen adfærd kan forårsage forankring af motiver og intentioner, der kan aktiveres af triggere (Ajzen & Fishbein, 2000), der, når de aktiveres, fører til automatisk adfærd uden bevidst mental aktivitet. Det betyder, at en stærkere vane fører til en lagret intention, som igen påvirker den faktiske adfærd. Vane har således direkte indflydelse på adfærdsintention og brugsadfærd i forhold til accept af teknologier (Venkatesh et al., 2012). Vane antages at have en direkte effekt på brugen af teknologi og en mere moderat effekt på intentionen - baseret på, at jo stærkere en vane er, jo mindre påvirkes den bevidste intention om at bruge teknologien (Limayem et al., 2007).

Moderatorer. Venkatesh et al. (2003) fandt, at modererende faktorer som køn, alder, erfaring og frivillighed i brugen af teknologien påvirker adfærdsmæssige intentioner og anvendelse. I forbindelse med at forbruger perspektivet blev introduceret med UTAUT2, mistede moderatoren Frivillighed sin berettigelse. Mens frivillighed generelt kan opfattes som et kontinuum fra absolut obligatorisk til absolut frivillig, har forbrugere ikke noget organisatorisk mandat, hvorfor de flestes forbrugeradfærd vil være fuldstændig frivillig, hvilket vil resultere i ingen varians i frivillighedskonstruktionen (Venkatesh et al., 2012, p. 159).

Adfærdsmæssig Intention (Behavioral Intention - BI) udtrykker i hvilken grad en person har formuleret bevidste planer om at udføre eller ikke udføre en bestemt fremtidig adfærd (Davis, 1985). En brugers intention behandles ofte som et surrogat for anvendelse, eftersom det er en stærk forudsigtelse af brug, ligesom teknologibrug anvendes som en proxy for implementerings succes i organisationer (Maruping, Bala, Venkatesh, & Brown, 2017). Adfærdsmæssig intention er blevet den mest udbredte determinant for it-adaption og anvendelse, brugt af modeller og undersøgelser på både organisatorisk og individuelt niveau (Venkatesh et al., 2003).

I forhold til intention er konstruktionen Adfærdsmæssig Intention en afhængig variabel, da den jævnfør modellen forudsiges af de syv nævnte uafhængige variable (PE til HB). Konstruktionen af BI er imidlertid en uafhængig variabel i evalueringen af dens indvirkning på den afhængige variabel Bruger Adfærd.

Bruger Adfærd (User Behavior - UB) er den faktiske brug af teknologien, og den afhænger af brugerens intention, faciliterede forhold og vaner.

Hypoteseudvikling

Som beskrevet er formålet med UTAUT2 modellen tosidig. På den ene side ønskes en forudsigelse af brugerens intentioner og på den anden side en forudsigelse af brugerens adfærd. Eftersom brugerens adfærd til dels er bestemt af brugerens intentioner, kan disse to målsætninger ikke holdes helt adskilt i forbindelse med hypotese udvikling. Derudover er forventningen, at der vil være en udpræget korrelation mellem konstruktionerne i modellen, hvorfor hypoteser til belysning af dette også skal medtages.

I den eksisterende litteratur findes mange eksempler på anvendelse af UTAUT2 modellen, hvor modellen udvides eller begrænses i forhold til hvor mange konstruktioner (eller determinanter), der inddrages. I den aktuelle undersøgelse er formålet at evaluere anvendeligheden af den foreliggende model, hvorfor analysen, og dermed de valgte hypoteser, tager udgangspunkt i alle modellens konstruktioner. Modellen anvendes dog med en enkelt modifikation. Baseret på kendskabet til respondentgruppen inddrages køn og alder ikke som moderator variable, eftersom spredning i disse variable ikke er signifikant.

Primære effekter af UTAUT2 konstruktioner på intentioner og adfærd

Forudsigelse af brugerens intentioner sker med udgangspunkt i samtlige af modellens variable. I den oprindelige UTAUT model blev brugerens intention primært bestemt af Forventet Nyttéværdi (FE), Forventet Indsats (EE) og Social Indflydelse (SI) (Venkatesh et al., 2003). I den senere revision til UTAUT2, hvor modellens fokus flyttes til også at inkludere et brugerperspektiv, blev yderligere tre konstruktioner tilføjet; Hedonisk Motivation (HM), Cost-Benefit (PV) og Vane (HB). Derudover analyserede forfatterne sig frem til, at Faciliterende Forhold havde en så stor betydning for intention, at også dette skulle accepteres som en signifikant determinant til prædiktation af bruger intention. I det efterfølgende beskrives hypoteser, der bygger på disse nævnte konstruktioner og deres evne til at forudsige brugerintention.

Med udgangspunkt i foregående, er følgende hypoteser (HYxx) formuleret.

HY01: Forventet Nyttéværdi (FC) er en signifikant positiv prædiktor for adfærdsmæssige intentioner. Personers intention om at anvende nye teknologier motiveres af en forventet gevinst, der overstiger den ydede indsats.

HY02: Forventet Indsats (EE) er en signifikant positiv prædiktor for adfærdsmæssige intentioner. Hvis det kræver for stor indsats at adoptere nye teknologier, fokuseres i stedet på det kendte.

HY03: Social Indflydelse (SI) er en signifikant positiv prædiktor for adfærdsmæssige intentioner. Viden om nye teknologier kan ofte være forbundet med usikkerhed, og personer forventes at ville støtte deres beslutninger på hvad kolleger i branchen anbefaler.

HY04: Faciliterende Forhold (FC) er en signifikant positiv prædiktor for adfærdsmæssige intentioner. Indlæring af nye teknologier vil lettes, hvis omgivelserne faciliterer processen, herunder adgang til fysiske og videns ressourcer.

HY05: Hedonisk Motivation (HM) er en signifikant positiv prædiktor for adfærdsmæssige intentioner. Mange IT professionelle besidder en nysgerrighed³, der motiverer dem til hele tiden at udvikle nye og bedre løsninger. Tilfredsheden ved at forstå og inkorporere nye teknologier kan være meget motiverende.

HY06: Cost-benefit (PV) forventes ikke at være en signifikant positiv prædiktor for adfærdsmæssige intentioner. Omkostninger i forbindelse med adaptation af nye teknologier på BIA-området vil oftest være på strategisk niveau og forventes ikke afspejlet i respondentgruppen. Prædiktionen vil være til stede, men kun med ringe bidrag forklaringsgrad.

HY07: Vane (HB) er en signifikant positiv prædiktor for adfærdsmæssige intentioner. Nye teknologier vil kræve indsats og forandringer, hvorfor kendte vaner vil blive holdt op imod de nye teknologier.

I overensstemmelse med Venkatesh et al. (2012) forventer jeg, at modellen vil kunne anvendes til at beskrive forventet accept ud fra de nævnte konstruktioner. Dette giver følgende hypotese:

HY08: Kombinationen af Forventet Nyttéværdi, Forventet Indsats, Social Indflydelse, Faciliterende Forhold, Hedonisk Motivation, Cost-benefit og Vane vil til sammen udgøre en signifikant prædiktor for adfærdsmæssige intentioner (BI).

Selve brugerens accept af teknologier vil jf. UTAUT2 modellen være bestemt af brugerens egne adfærdsmæssige intentioner (BI) sammen med FC og HB. BI optræder således både som afhængig og uafhængig variabel, hvilket giver følgende hypotese:

HY09: Kombinationen af Adfærdsmæssige Intentioner, Faciliterende Forhold og Vane vil udgøre en signifikant prædiktor for brugeradfærd (faktisk anvendelse af teknologien).

Venkatesh et al. (2012) angiver alder, køn og erfaring som væsentlige moderatorer i forholdet mellem afhængige og uafhængige variable. Eftersom respondentgruppen er biased i forhold til både køn og alder på grund af den anvendte udvælgelse, vælger jeg at fokusere alene på erfaring som modifikator. Dette giver følgende hypoteser:

HY08a: Erfaring med datateknologier vil moderere forholdet mellem de syv uafhængige konstruktioner og brugerens adfærdsmæssige intentioner.

HY09a: Erfaring med datateknologier vil moderere forholdet mellem Adfærdsmæssige Intentioner, Faciliterende Forhold og Vane i forhold til konkret bruger adfærd.

Indbyrdes forhold mellem UTAUT2 konstruktioner

Indbyrdes mellem konstruktioner forekommer der også påvirkninger, der ikke kan udelukkes fra modellen. Litteraturen beskriver blandt andet, hvordan oplevet brugervenlighed (EE) vil have en positiv effekt på oplevet nytteværdi (PE) (Venkatesh & Davis, 2000). Den positive effekt af forventet indsats på forventet ydeevne indebærer, at personer, der anser teknologierne for at være nemme at anvende (dvs. forventet indsats), er mere tilbøjelige til at betragte teknologien som nyttig (dvs. forventet ydeevne).

³ Baseret på egen erfaring for mig selv og mine kolleger efter mange år i branchen.

I denne undersøgelse antager jeg følgende hypoteser:

HY10: Forventet Indsats er en signifikant positiv prædiktor for Forventet Nyttéværdi. Hvis brugeren forventer, at indsatsen for at adoptere ny teknologi er lav, vil den forventede nytteværdi blive større.

HY11: Social Indflydelse er en positiv prædiktor af Forventet Nyttéværdi, hvilket antyder, at personer, som tror, at vigtige personer i deres sociale netværk støtter deres brug af ny teknologi, er mere tilbøjelige til at opfatte teknologien som nyttig, end personer, der er mindre tilbøjelige til at tro, at teknologien ikke anerkendes i deres sociale netværk.

HY12: Vane (HB) er en signifikant prædiktor for Forventet Nyttéværdi. Hvis en person er vant til at anvende og adoptere ny teknologi, vil forventningen til nytteværdien være tilsvarende høj.

Forskere har foreslået, at forbrugere anvender nye teknologier ikke kun som enheder til at forbedre ydeevnen men også som kilder til nydelse (Koenig-Lewis, Marquet, Palmer, & Zhao, 2015). UTAUT2 inkluderer Hedonisk Motivation, defineret som "det sjove eller den fornøjelse, der opnås ved at bruge en teknologi", og Venkatesh et al. (2012) finder at Hedonisk Motivation er en væsentlig forudsigelse for forbrugernes teknologiaccept. I denne undersøgelse antager jeg derfor følgende:

HY13: Hedonisk Motivation er en signifikant positiv prædiktor for Forventet Nyttéværdi. Dette baseres på, at personer, som opfatter nye teknologier som interessante/underholdende, er mere tilbøjelige til at værdsætte den opfattede nytteværdi ved samme.

HY14: Hedonisk Motivation er en signifikant positiv prædiktor for Forventet Indsats. Personer, som opfatter nye teknologier som interessante/underholdende, er mere tilbøjelige til at opfatte dem som nemme at anvende, dvs. forventet lavere indsats.

HY15: UTAUT2 vil performe bedre end UTAUT. Selvom UTAUT2 orienterer sig imod en forbrugerkontekst, og denne undersøgelse fokuserer på en medarbejderkontekst, vil UTAUT2 fortsat performe bedre end UTAUT, eftersom konstruktioner som Hedonisk Motivation og Vane ikke inkluderes i UTAUT. Forklaringsgraden af brugerens adfærdsintention vil være markant mindre.

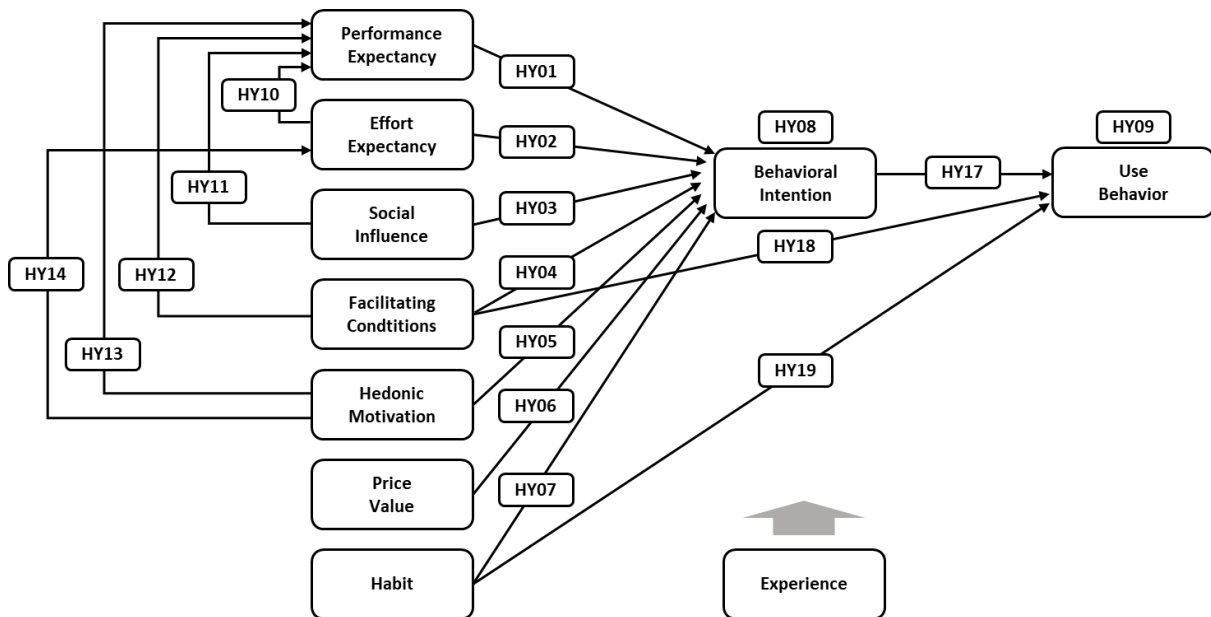
HY16: UTAUT2 vil resultere i en bedre forklaringsgrad af brugeradfærd i forhold til UTAUT.

HY17: Brugeradfærdsintention (BI) er en signifikant positiv prædiktor for brugeradfærd (UB). Maruping et al. (2017) anfører, at en brugers intention ofte behandles som et surrogat for anvendelse, eftersom intention er en stærk forudsigelse af brugerens adfærd.

HY18: Faciliterende Forhold (FC) er udover at være en signifikant positiv prædiktor for adfærdsmæssige intentioner og en signifikant positiv prædiktor for brugeradfærd (UB). Eftersom UTAUT2 inkorporerer et forbrugerperspektiv, differentieres faciliterende forhold for det enkelte individ.

HY19: Vane (HB) er udover at være en signifikant prædiktor for adfærdsmæssige intentioner, også en signifikant positiv prædiktor for brugeradfærd (UB).

Det samlede billede af undersøgelsesmodellen fremgår af Figur 3.



Figur 3 Undersøgelsesmodel

Metode

Procedure og respondenter

Undersøgelsen er baseret på en kvantitativ spørgeskemaundersøgelse. Jeg har i en årrække arbejdet indenfor området og har igennem mine kolleger, mine kunder, deltagelse i fora og konferencer et stort netværk, der er anvendt i forbindelse med udsendelse til respondenter. Det var på denne måde muligt at rette henvendelse til personer, der alle har erfaring indenfor IT-branchen. Ønsket var at finde en repræsentativ klynge, der var vidende omkring det informationsteknologiske område. Men ved at anvende kontaktlister relateret til forfatteren blev der introduceret en bias, der undergravede variansen blandt respondenterne (se Deskriptiv analyse).

Spørgeskemaet er udviklet med anvendelse af SurveyXact, og er derigennem blevet distribueret online til alle respondenterne, og der har ikke været tale om selvregistrering; alle respondenter tilhører således målgruppen. Der blev udsendt 203 henvendelser, og af dem har 82 returneret komplette besvarelser af skemaet.

Spørgeskemaet blev introduceret med en forklaring af opgavens formål, og alle respondenterne havde mulighed for at registrere sig i forhold til efterfølgende at modtage information om undersøgelsens resultater. Udover dette modtager respondenterne ingen godtgørelse for deres deltagelse.

Spørgeskema

Spørgeskemaet er udarbejdet med udgangspunkt i den spørgeramme, som Venkatesh et al. (2012) anbefaler ved anvendelse af UTAUT2 modellen. I den første del af spørgeskemaet afklares respondenternes viden og erfaring med teknologierne. Eftersom begreber som Business Intelligence (BIA) findes i mange definitioner, indledes med en kort opsummering af de anvendte definitioner i undersøgelsen for både BIA, Big Data (BD) og Kunstig Intelligens (AI). I umiddelbar forlængelse opfordres respondenterne til at oplyse anvendte produkter indenfor hver teknologi. Rationalet er, at ved at identificere kendskab til konkrete produkter udviser respondenterne kendskab til området ud fra undersøgelsens definition, udover generelt overfladisk kendskab. Risikoen er, at respondenterne kender meget til området - men eftersom området ikke anvendes aktuelt, vælges ingen værktøjer, og informationen mistes.

Anden del af spørgeskemaet indeholdt spørgsmål direkte relateret til UTAUT2 modellens konstruktioner. Eftersom det forventede antal besvarelser var 50-100, valgtes en Likert skala med 5 valgmuligheder for at optimere sandsynligheden for normalfordelte besvarelser. For hver af modellens uafhængige konstruktioner (FE, EE, SI, FC, HM, PV, HB) var der 3-4 spørgsmål. For BI, der i modellen optræder både som afhængig og uafhængig, var der ligeledes 3 spørgsmål. Endelig blev UB dækket med et enkelt spørgsmål om konkret anvendelse. Spørgsmål i spørgeskemaet relateret til UTAUT2 modellens konstruktioner fremgår af Tabel 1.

Hvert spørgsmål i denne del af spørgeskemaet blev gentaget for hver teknologi (BI, BD og AI). Det samlede datasæt er dernæst delt op på teknologi områderne, således at der kan gennemføres tre separate undersøgelser.

Forventet Nytteværdi (PE)	PE1 PE2 PE3 PE4	I min jobfunktion anvender jeg ofte nedenstående teknologi Nedenstående teknologi er nyttig i mit arbejde Brug af nedenstående teknologi i mit job hjælper mig med at løse mine opgaver hurtigere Brug af nedenstående teknologi øger min produktivitet
Forventet Indsat (EE)	EE1 EE2 EE3 EE4	Det vil være nemt for mig at lære at anvende nedenstående teknologi Det er nemt for mig at blive kompetent til at bruge nedenstående teknologi Anvendelsen af nedenstående teknologi i mit job, vil være klar og entydig Jeg forventer at nedenstående teknologi er nem at anvende
Social Indflydelse (SI)	SI1 SI2 SI3	Folk, der er vigtige for mig, mener, at jeg skal bruge nedenstående teknologi (f.eks. venner, familie, kolleger) Folk med indflydelse på mit arbejde mener, at jeg skal bruge nedenstående teknologi (f.eks. ledelse, kunder) Personer, hvis meninger jeg værdsætter, anbefaler, at jeg bruger nedenstående teknologi (f.eks. videnspersoner)
Faciliterende Forhold (FC)	FC1 FC2 FC3 FC4	Jeg har den nødvendige viden og kompetence til at anvende nedenstående teknologi Jeg har de nødvendige ressourcer til rådighed for at kunne anvende nedenstående teknologi Den nedenstående teknologi er kompatibel med andre teknologier, jeg bruger Jeg kan få hjælp fra andre, når jeg har svært ved at bruge nedenstående teknologi
Hedonisk Motivation (HM)	HM1 HM2 HM3	Det er sjovt at bruge nedenstående teknologi At bruge nedenstående teknologi er meget engagerende At bruge nedenstående teknologi er motiverende
Cost Benefit (PV)	PV1 PV2 PV3	Omkostningerne ved at anvende nedenstående teknologi er rimelige Nedenstående teknologi giver god værdi for pengene I forhold til hvad vi investerer i nedenstående teknologi, så giver det god værdi
Vane (HB)	HB1 HB2 HB3	Jeg forventer at have adgang til nedenstående teknologi Brugen af nedenstående teknologi er blevet en vane for mig I mit arbejde er jeg afhængig af at bruge nedenstående teknologi
Adfærds- intention (BI)	BI1 BI2 BI3	Jeg anvender allerede og forventer at fortsætte med at bruge nedenstående teknologi i fremtiden Hvis det er relevant, så vil jeg altid forsøge at bruge nedenstående teknologi i mit arbejde Jeg forventer at anvende nedenstående teknologi ofte i fremtiden
Bruger Adfærd (UB)	UB1	Hvor ofte anvender du nedenstående teknologi

Tabel 1 UTAUT2 faktor relateret del af spørgeskemaet

Tredje del af spørgeskemaet omfattede spørgsmål til sociodemografiske profiloplysninger. Respondenterne blev bedt om at oplyse alder, køn, uddannelse, erfaring, arbejdsområde, organisation og organisationsstørrelse. Til disse spørgsmål blev der brugt specifikke citeringskriterier, der er baseret på egen erfaring, og som blev justeret under aftestning af spørgeskemaet. Jævnfør UTAUT2 modellen vil der kunne observeres modererende effekter af køn, alder og erfaring. Øvrige sociodemografiske oplysninger er medtaget af hensyn til beskrivelse af stikprøven.

Inden spørgeskemaet blev udsendt, blev det forhåndstestet i flere iterationsrunder for at sikre klarhed i form af en fælles forståelse af logikken i spørgeskemaet (rækkefølgen) og i formuleringen af de enkelte spørgsmål.

Analyse

Deskriptiv analyse

Spørgeskemaet omfattede to hovedgrupper af demografiske oplysninger, orienteret omkring erfaring og generelle bruger oplysninger. Eftersom erfaring med teknologier er svær at kvantificere, især når rammerne for teknologierne er flydende, har jeg i undersøgelsen valgt at repræsentere erfaring som en binær variabel. For at lede respondenter i retning af undersøgelsens definition af teknologierne, er der nævnt en række repræsentative værktøjer for hver teknologi. Men eftersom anvendelse af en teknologi oftest omfatter dele af en palette af værktøjer, er kendskab til flere værktøjer ikke ensbetydende med større erfaring. Erfaring værdisættes til 1, hvis respondenter har udtrykt kendskab til et værktøj, og ikke har valgt muligheden "Anvender ikke".

Af de 82 deltagende i undersøgelsen var erfaring med Business Intelligence på 89,0%, med Big Data 24,4% og AI 24,4%. Dette afspejler den historiske udvikling i informationsteknologierne, hvor Business Intelligence har spillet en langt større rolle de sidste to årtier end Big Data og AI.

De indsamlede oplysninger om generelle demografiske oplysninger omfatter køn, alder, uddannelse, profession, arbejdsperiode og virksomhedsoplysninger. Af de 82 respondenter i undersøgelsen var der 75 mænd (91,5%) og 7 kvinder (8,5%). Alder blev givet i intervaller, hvorfor en eksakt gennemsnitsalder ikke kendes. Kun én person var i gruppen 18-25, og hovedparten (29) var i gruppen 36-45. En vægtet alder blev beregnet til 45,7 år.

Den relativt høje alder afspejles også i antal år på arbejdsmarkedet med IT-relateret arbejde, hvor den absolut største gruppe er 20 eller flere års erfaring hos 37 personer (45,1%), og et vægtet gennemsnit blev beregnet til 17,7 år.

Både alder, erhvervs erfaring og køn afspejler problemer med respondentgruppen. Deltagere i undersøgelsen er valgt, eftersom de formodedes at have viden om undersøgelsens formål. Antagelsen var, at deres kendskab til fagområdet faciliterede at de kunne se deres egen rolle i relation til undersøgelsen, og var derigennem mere motiverede for at deltage. 50% af respondenterne svarer, at de arbejder med Business Intelligence og 58,5% har en uddannelse på kandidatniveau eller højere (se Tabel 2). Undersøgelsen fokuserer derved på en specifik gruppe, men eftersom udvælgelsen primært er sket ved at indsamle mailadresser fra egen LinkedIn profil, er der en stor risiko for, at gruppen af respondenter ikke er repræsentative, eftersom de ikke er tilfældigt valgte. På grund af stikprøvens begrænsede størrelse (n=82) betyder dette, at data ikke er ligeligt fordelt og repræsentative for modellens moderatorer og vil forhindre almindelige forudsætninger for statistisk analyse, hvorfor køn og alder ikke vil blive anvendt i den videre analyse.

Varabel	Værdi	Frekvens	%
Køn	Kvinde	7	8,5%
	Mand	75	91,5%
Alder	18-25	1	1,2%
	26-35	12	14,6%
	36-45	29	35,4%
	46-55	24	29,3%
	55-	16	19,5%
Erfaring	1-5 år	9	11,0%
	6-10 år	8	9,8%
	11-15 år	14	17,1%
	16-20 år	14	17,1%
	Mere end 20 år	37	45,1%
Uddannelse	Gymnsial	6	7,3%
	Kortere Videregående	13	15,9%
	HD	3	3,7%
	Master	5	6,1%
	MBA	1	1,2%
	Mellemlang videregående	6	7,3%
	Kandidat	43	52,4%
	PhD	5	6,1%
	Andet	0	0,0%
Profession	Business Intelligence	41	50,0%
	Andet	12	14,6%
	IT-ledelse	9	11,0%
	Systemudvikling	8	9,8%
	Data Science	6	7,3%
	Programmering	3	3,7%
	Webudvik. og adm.	1	1,2%
	Systemanalyse	1	1,2%
	Databaseadm.	1	1,2%
Organisationstype	IT	23	28,0%
	Energi	14	17,1%
	Offentlig	12	14,6%
	Andet	10	12,2%
	Finans	9	11,0%
	Produktion	9	11,0%
	Kommunikation	2	2,4%
	Uddannelse	1	1,2%
	Sundhed	1	1,2%
	Medie	1	1,2%
Organisationsstørrelse	1-10 ansatte	13	15,9%
	11-50 ansatte	6	7,3%
	51-250 ansatte	10	12,2%
	251-500 ansatte	10	12,2%
	501-1000 ansatte	13	15,9%
	1001-5000 ansatte	11	13,4%
	>5000 ansatte	19	23,2%

Tabel 2 Deskriptive hovedtal

Eksplorativ Analyse

Modelanalysen er orienteret imod anvendelse af lineær regression af modellen. Eftersom stikprøvens størrelse er meget begrænset, og udvælgelse af respondenterne ikke har garanteret komplet normalfordelte besvarelser, er det valgt ikke at gennemføre en konfirmativ faktoranalyse af resultaterne i forhold til modellen. Vurdering af en models kvalitet vil bedst kunne foretages med et rammeværktøj som Strukturert Equation Modelling (SEM), for derigennem at beskrive styrke og kausalitet mellem modellens faktorer. Hair, Ringle, and Sarstedt (2011) anbefaler ved analyse af modeller bør man anvende SEM med Partial Least Square (PLS-SEM), hvis modellen er kompleks, samt hvis hvis stikprøven er meget stor. Tommefingerreglen er, at stikprøvens størrelse skal være 10 gange antallet af stier fra de uafhængige variable til de afhængige variable (Hair et al., 2011, p. 144). I forhold til UTAUT2 er antallet af stier til BI = 7 og antallet til UB = 10. Stikprøvens størrelse (n=82) er ikke i nærheden af dette krav, hvorfor faktoranalyse alene anvendes i forbindelse med beregning af scores, og modellens berettigelse forklares ud fra beregning af koefficienter i regressionen.

I teorien kunne en eksplorativ faktoranalyse resultere i meningsfulde faktorer, hvis alle besvarelser var fuldt korreleret med de faktorer, der indgår i UTAUT2 modellen. For at afkræfte dette, er der med SPSS gennemført en Eksplorativ Faktor Analyse, med henblik på at reducere mængden af variable til operationelle faktorer. Resultatet af dette ses i Bilag 05 - Eksplorativ Faktor Analyse – Business Intelligence, hvor det med stor tydelighed fremgår, at EFA resulterer i et antal faktorer, der går på tværs af de konstruktioner, som modellen er bygget op om, og at det umiddelbart ikke er muligt at beskrive kausale forklaringer for disse tværgående sammenhænge. I samme bilag vises intern korrelation mellem variable, og af denne matrix fremgår tydeligt de meget høje korrelationsværdier, der kunne være medvirkende til den alternative faktorisering. Beregningerne er gennemført for alle teknologier med resultater i samme retning, men er her kun medtaget for Business Intelligence teknologien.

Reliabilitet og validitet

Ved at anvende en anerkendt model (UTAUT2) sikres det, at undersøgelsens validitet maksimeres, eftersom de undersøgte områder belyses via en veldefineret spørgeguide (Venkatesh et al., 2012). Forfatterne har gennem egen forskning godtgjort at gyldigheden sikres, og at de anvendte konstruktioner i modellen retvisende beskriver de kausale relationer.

Reliabilitet beskriver hvor præcist man måler det, som det er hensigten at måle. Reliabiliteten er i undersøgelsen udfordret af flydende definitioner af de undersøgte teknologiske områder. Inden konkrete spørgsmål til teknologier, bliver de enkelte teknologier derfor beskrevet ud fra undersøgelsens kontekst. Derudover indledes spørgeskemaet med en undersøgelse af respondenternes kendskab, for derigennem at spore besvarelserne ind på undersøgelsens kontekst. Men usikkerhed omkring respondenternes egne definitioner af begreber ("hos os har vi mange data – Big Data") vil påvirke reliabiliteten.

Der er stillet flere spørgsmål til hver faktor, og intern overensstemmelse i konstruktionerne sikres ved måling af Cronbachs Alfa. Dernæst er eksplorativ faktoranalyse er blevet brugt til at vurdere dimensionalitet for grupper med mere end 3 spørgsmål. Der viste sig dog ingen behov for yderligere opdeling af konstruktioner.

Faktoranalyse

I det efterfølgende anvendes begrebet faktor om de grundlæggende elementer, som modellen er bygget op af (PE, EE, SI, FC, HM, PV HB og BI).

For hver teknologi er Cronbachs Alfa (CA) blevet anvendt til at vurdere den sammensatte pålidelighed af konstruktionerne. For hver teknologi, for hver faktor er spørgsmål (variable) blevet elimineret, hvis deres tilstedeværelse forringede teknologi-faktorens samlede forklaringsgrad. En uddybning af de beregnede værdier og deres eliminationsvirkning kan ses i Tabel 3.

	Business Intelligence				Big Data				Artificial Intelligence (AI)			
	Std.		CA	Cronbach	Std.		CA	Cronbach	Std.		CA	Cronbach
	Mean	Deviation	Before Exclude	Alpha Final	Mean	Deviation	Before Exclude	Alpha Final	Mean	Deviation	Before Exclude	Alpha Final
PE1	4,410	1,165			2,180	1,603			1,670	1,343	0,897	
PE2	4,600	1,029			2,540	1,958			2,460	1,874	0,900	0,912
PE3	4,010	1,567		0,858	1,930	1,776		0,918	1,850	1,693		
PE4	4,050	1,555			2,040	1,815			1,960	1,802		
EE1	4,280	1,317			3,890	1,227			3,320	1,378		
EE2	4,170	1,341			3,570	1,361			3,040	1,383		0,899
EE3	4,120	1,391	0,735	0,971	2,930	1,646	0,794	0,886	2,790	1,537	0,775	
EE4	4,300	1,173	0,781		3,210	1,245	0,826		2,790	1,274	0,760	
SI1	3,380	1,844			2,440	1,700	0,814		2,600	1,691	0,764	
SI2	4,410	1,196		0,718	3,280	1,650		0,819	3,330	1,611		0,838
SI3	4,230	1,289			3,090	1,619			3,210	1,608		
FC1	4,620	0,964			3,300	1,264			2,780	1,286		
FC2	4,510	1,136			3,480	1,549			3,340	1,525		0,747
FC3	4,500	1,230		0,744	3,680	1,655		0,806	3,630	1,659		
FC4	4,540	1,124			3,560	1,641			3,450	1,686		
HM1	4,160	1,495	0,854		2,870	2,011	0,944		3,020	2,012	0,913	
HM2	4,260	1,359		0,961	2,830	1,993		0,959	3,100	1,863		0,939
HM3	4,330	1,287			3,010	1,966			3,200	1,934		
PV1	4,040	1,356			2,790	1,734			2,770	1,695		
PV2	4,330	1,267		0,850	2,870	1,790		0,856	2,880	1,643		0,827
PV3	4,220	1,516			2,550	2,013			2,430	1,912		
HB1	4,760	0,695	0,862		3,590	1,728	0,879		3,590	1,594	0,797	
HB2	4,490	1,240		0,892	2,090	1,751		0,924	1,700	1,349		0,892
HB3	4,210	1,429			2,220	1,641			1,800	1,319		
BI1	4,570	1,166			2,650	1,842			2,410	1,763		
BI2	4,610	1,003		0,817	3,590	1,579		0,793	3,450	1,642		0,757
BI3	4,620	0,911			3,350	1,469			3,060	1,452		
UB1	4,150	1,228			2,200	1,290			1,770	0,947		

Tabel 3 Cronbachs Alpha for UTAUT2 faktorer

I Tabel 3 vises alpha-værdier for alle variable i alle faktor grupper. SPSS gennemregner konsekvensen ved fjernelse af en variabel, og værdien umiddelbart før fjernelse af variabelen vises i tabellen. Det er således variable, med en angivet "CA before exclude", der elimineres før faktor score beregning. Det er dermed sikret, at grupperne ikke indeholde variabler uden beskrivende varians, som, hvis de ikke var elimineret, ville have introduceret en bias i beregningen. Som det fremgår af tabellen, viser det endelige resultat, at Cronbachs Alpha værdierne for alle konstruktioner overstiger det fra litteraturen anbefalede skæringspunkt på 0,7 (Sekaran & Bougie, 2016; Taber, 2018).

Faktor score beregning

For ikke at skulle foretage analysen på samtlige variable, reduceres dataområdet ved at beregne faktor scores for hver faktor. Fra Cronbachs Alpha analysen er det verificeret, at grupperne internt forklarer konstruktionerne tilfredsstillende, hvorfor det er validt at udtrække en central faktor score for hver gruppe. Til det formål anvendes SPSS (dimensions reduktion), og som repræsentation af de enkelte værdier anvendes metoden "Regression Score", baseret på anbefalinger fra DiStefano, Zhu, and Mindrila (2009).

Der er desuden gennemført en korrelationsanalyse af de fremkomne faktor-scores, og den resulterende matrix kan ses i Bilag 04 - Korrelation mellem faktor scores. Faktorscores vil altid være omtrentlige, eftersom beregning af en entydig værdi vil kræve en uendelig række af rotationsberegninger ved PCA. Dette betyder, at den observerede korrelation mellem faktor-scores internt kun tilnærmer sig den sande korrelation mellem de enkelte konstruktioner i modellen. Ikke desto mindre fremgår det af matricen, at der med overvældende signifikans, for især Big Data og AI, er udbredt korrelation mellem de enkelte konstruktioner i modellen.

Hvis den interne korrelation er for høj, vil dette indikere, at der hvor korrelationen er over et bekymringspunkt (0.8 anvendes ofte), vil en faktor være med til at forklare en anden, hvilket vil forstyrre relationen mellem de uafhængige og afhængige variable. Et gennemsyn af matricen viser, at der netop findes så høje værdier for Business Intelligence og næsten lige så høje værdier ved Big Data og Kunstig intelligens.

For at vurdere betydningen af dette evalueres multikollinearitet for alle tre områder. Multikollineariteten angives i SPSS med to værdier; tolerans og VIF (variance-inflation factor). Målet er, at toleransen er under 0.10, svarende til at VIF er over 10 (tolerans beregnes ud fra VIF som $1/\text{VIF}$). I bilag 01 – 03 findes alle centrale analyseresultater for de tre teknologier⁴, hvor det fremgår, at for alle faktorer i den multiple regression er VIF under 5, hvorfor den høje korrelation ikke bør begrænse det fortsatte analysearbejde.

⁴ VIF er her ikke medtaget i modellens samlede resultater på tværs af teknologierne i et forsøg på at fokusere informationen i forhold til fortolkning.

Regressionsanalyse UTAUT2

På grund af stikprøvens begrænsede størrelse er der ikke gennemført en konfirmativ faktoranalyse. I stedet er modellens anvendelighed belyst ved beregning af lineær regression ud fra modellens enkelt dele, samt på modellen som helhed. Resultatet af de gennemførte regressionsberegninger er samlet i Tabel 4.

	Business Intelligence				Big Data				Artificial Intelligence (AI)			
	Adjusted R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.	Adjusted R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.	Adjusted R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.
HY01 PE -> BI	0,522	0,726	9,453	<,001 *	0,464	0,686	8,434	<,001 *	0,284	0,541	5,757	<,001 *
HY02 EE -> BI	0,061	0,269	2,499	0,014 *	0,215	0,474	4,817	<,001 *	0,231	0,490	5,034	<,001 *
HY03 SI -> BI	0,295	0,551	5,907	<,001 *	0,425	0,658	7,810	<,001 *	0,525	0,729	9,513	<,001 *
HY04 FC -> BI	0,527	0,730	9,553	<,001 *	0,481	0,698	8,724	<,001 *	0,268	0,526	5,533	<,001 *
HY05 HM -> BI	0,425	0,657	7,797	<,001 *	0,503	0,713	9,106	<,001 *	0,478	0,696	8,664	<,001 *
HY06 PV -> BI	0,254	0,513	5,343	<,001 *	0,478	0,696	8,670	<,001 *	0,342	0,592	6,568	<,001 *
HY07 HB -> BI	0,712	0,846	14,202	<,001 *	0,722	0,852	14,550	<,001 *	0,531	0,733	9,627	<,001 *
HY08 (7 x Fakt) -> BI	0,768				0,759				0,699			
PE Coefficient		0,098	0,992	0,324		0,091	1,012	0,315		0,135	1,757	0,083 **
EE Coefficient		0,036	0,637	0,526		0,119	1,773	0,080 **		0,130	1,618	0,110 ***
SI Coefficient		0,004	0,063	0,950		0,069	0,874	0,385		0,296	3,319	0,001 *
FC Coefficient		0,317	4,137	<,001 *		0,138	1,594	0,115 ***		0,005	0,058	0,954
HM Coefficient		0,107	1,168	0,247		0,144	1,507	0,136 ***		0,235	2,384	0,020 *
PV Coefficient		-0,038	-0,483	0,631		0,003	0,032	0,974		0,038	0,404	0,687
HB Coefficient		0,499	4,371	<,001 *		0,486	4,020	<,001 *		0,251	2,630	0,010 *
HY09 (BI,FC,HB) -> UB	0,767				0,626				0,364			
BI Coefficient		0,267	2,336	0,022 *		0,253	1,847	0,069 **		0,145	1,078	0,284 ***
FC Coefficient		0,168	2,142	0,035 *		-0,073	-0,748	0,457		-0,163	-1,516	0,133 ***
HB Coefficient		0,517	5,137	<,001 *		0,624	4,689	<,001 *		0,584	4,355	<,001 *
HY10 EE -> PE	0,029	0,203	1,858	0,067 **	0,053	0,255	2,361	0,021 *	0,011	0,151	1,364	0,176 ***
HY11 SI -> PE	0,260	0,518	5,422	<,001 *	0,316	0,570	6,202	<,001 *	0,166	0,419	4,132	<,001 *
HY12 HB -> PE	0,684	0,829	13,266	<,001 *	0,599	0,777	11,035	<,001 *	0,304	0,559	6,028	<,001 *
HY13 HM -> PE	0,388	0,629	7,232	<,001 *	0,346	0,595	6,621	<,001 *	0,191	0,449	4,489	<,001 *
HY14 HM -> EE	0,046	0,241	2,221	0,029 *	0,041	0,230	2,111	0,038 *	0,121	0,363	3,482	<,001 *
HY17 BI --> UB	0,680	0,827	13,167	<,001 *	0,532	0,733	9,645	<,001 *	0,228	0,487	4,987	<,001 *
HY18 FC --> UB	0,469	0,689	8,513	<,001 *	0,267	0,526	5,528	<,001 *	0,037	0,220	2,018	0,047 *
HY19 HB --> UB	0,718	0,849	14,378	<,001 *	0,619	0,790	11,515	<,001 *	0,358	0,605	6,789	<,001 *
Erfaring	73	89,0%			20	24,4%			20	24,4%		
Ingen Erfaring	9	11,0%			62	75,6%			62	75,6%		

Note: * statistisk signifikant ved 0.05, ** statistisk signifikant ved 0.10, *** statistisk signifikant ved t-værdi over 1,292

Tabel 4 Forklaringsgrader og koefficienter fra regression

I forhold til alle de direkte hypoteser HY01 til HY07 for Business Intelligence, Big Data og AI, udviser alle relationer tydelig signifikans, og nul hypoteser kan forkastes.

Alle regressionsberegninger er gennemført med SPSS. Men eftersom SPSS tester dobbeltsidet for større end eller lig med nul, og alle nævnte hypoteser er ensidige, betyder det, at grænserne for t-test kan flyttes. Med en stikprøve på 82 giver det en F værdi for $p_{0.05, n=81 \approx 80} = 1.292$ og $p_{0.10, n=81 \approx 80} = 1.664$, hvilket berettiger inklusion af yderligere koefficienter for modellerne med multipel regression.

Hypotese HY08 omfatter den del af UTAUT2 modellen, der forudsiger adfærdsintentionen, det vil sige den direkte relation mellem de syv konstruktioner og brugerens intention, og eftersom ikke alle beta-værdier er 0 kan nul hypotesen forkastes. Undersøgelsen viser for alle teknologier, at Cost-benefit

(PV) ikke har nogen betydning, men at Vane er relativ høj. At Vane er høj for nyere teknologier (AI og Big Data), kan i sig selv virke overraskende, eftersom HB efter Cronbachs Alpha analyse og filtrering kun omfatter to spørgsmål; "Brugen er blevet en vane...." og "Jeg er afhængig af at anvende...", altså spørgsmål som direkte er i modstrid til introduktion af ny teknologi. Mere forståeligt er det, at Social Indflydelse har størst betydning for AI teknologien med 0.296 (p-værdi 0.001), hvilket kan forklares med prestige forbundet med anvendelse af mest moderne teknologi.

For Business Intelligence udviser kun FC og HB signifikans til trods for, at modellen har en forklaringsgrad på 0.768. Det ser altså ud til, at på det område, hvor erfaring er mest udbredt (89.0%), har de traditionelle faktorer fra UTAUT-modellen (bortset fra FC) ikke nogen større betydning, hvis blot faciliterende forhold er til stede. Endnu større værdi har Vane (et udtryk for at anvendelsen er indarbejdet), mens Cost-benefit og Hedonisk Motivation ikke udviser signifikans.

Et af de mest iøjnefaldende resultater for HY08 er antallet af signifikante koefficienter. Ifølge T. Davenport and Harris (2017) repræsenterer de undersøgte teknologier en udvikling over tid indenfor informationsteknologierne, startende med Business Intelligence over Big Data til Kunstig Intelligens. Erfaringsprocenten indikerer klart, at hovedparten af respondenterne er forankret i Business Intelligence, og Big Data og Kunstig Intelligens vil for de fleste være fremtidig teknologi.

Hypotesen HY08 viser, at for BI er der 2 signifikante koefficienter (FC og HB). For Big Data er der 4 signifikante koefficienter (EE, FC, HM og HB), og for AI er der 5 signifikante koefficienter (PE, EE, SI, HM og HB). Dette peger i retning af, at UTAUT2 modellens bredde får mere relevans, jo nyere teknologien er, og billedet bliver endnu tydeligere, hvis vi i modellen ser bort fra PV som faktor.

Med andre ord ser det ud til, at modellens konstruktion udfordres mest i forbindelse med prædiktion ved introduktion af helt nye teknologier, i forhold til at anvende modellen ved introduktion af kendt teknologi i organisationen.

Det bemærkes også, at betydningen af det etablerede i organisationen (FC) reduceres i takt med, at den introducerede teknologi bliver nyere, fra betydningsfuld i BI, marginal i Big Data til uden betydning i AI. Dette indikerer, at i takt med at den introducerede teknologi er tættere på "main-stream", vil etablerede faciliterende forhold (FC) spille en større og større rolle i forhold til intention.

Hypotese HY09 omfatter modellens forudsigelse af brugeradfærd som reaktion på Faciliterende Forhold (FC), Adfærdsintention (BI) og Vane (HB). Umiddelbart kan nul hypotesen forkastes (ikke alle betaværdier er 0), og alle koefficienter for Business Intelligence er signifikante med en forklaringsgrad på 0.767 for modellen.

Samtidig indikerer tallene fra undersøgelsen, at effekten er mindre i takt med, at teknologien bliver nyere og nyere. Forklaringsgraden falder tydeligt (0.626 og 0.364), og det er gennemgående HB, der bidrager mest til regressionens forklaring, mens betydningen af brugeradfærdsintention (BI) aftager med nyere teknologier. Ifølge teorien om planlagt adfærd antager Ajzen (2002), at intention vil være en relativt god prædiktor for senere adfærd i en ustabil kontekst, men i en stabil kontekst, hvor adfærden er under direkte kontrol, bør deres prædiktive validitet falde. Her viser undersøgelsen i stedet den omvendte udvikling; at med teknologisk progression påvirkes adfærden mindre og mindre af intentionen. I det aktuelle datasæt kan den faldende forklaringsgrad hænge sammen med, at måling af brugeradfærd er mere usikker for nyere teknologier, eftersom implementering ofte udestår som en fremtidig opgave.

Regressionsanalyse - alternativ

I deres beskrivelse af modellen lægger (Venkatesh et al., 2012) op til, at fremtidig forskning på området med anvendelse af modellen, blandt andet bør forsøge at tilpasse antallet af konstruktioner til forskellige kontekster, også ud over de rent teknologiske. I Tabel 4 er vist resultatet af regressionsanalyserne i forhold til den komplette model. Visse af konstruktionerne viser tydeligt, at de ikke bidrager til regressionen, hvorfor konsekvensen af deres eliminering i modellen bør undersøges. Disse regressionsberegninger er blevet gennemført over alle teorier for beregning af forventet brugeradfærd. Resultatet for udeladelse af PV af dette ses i Tabel 5.

	Business Intelligence					Big Data					Artificial Intelligence (AI)				
	Adjusted R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.	VIF	Adjusted R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.	VIF	Adjusted R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.	VIF
÷ PV Faktorer -> BI	0,771					0,762					0,702				
PE Coefficient		0,093	0,950	0,345	3,365		0,091	1,020	0,311	2,697		0,140	1,861	0,067 **	1,542
EE Coefficient		0,034	0,608	0,545	1,113		0,119	1,841	0,070 **	1,431		0,140	1,847	0,069 **	1,565
SI Coefficient		0,006	0,087	0,931	1,670		0,069	0,881	0,381	2,065		0,294	3,318	0,001 *	2,129
FC Coefficient		0,310	4,136	<,001 *	1,989		0,139	1,626	0,108 ***	2,480		0,006	0,071	0,943	1,895
HM Coefficient		0,083	1,087	0,281	2,050		0,145	1,734	0,087 **	2,387		0,257	3,134	0,002 *	1,827
PV Coefficient															
HB Coefficient		0,504	4,453	<,001 *	4,528		0,487	4,153	<,001 *	4,683		0,251	2,647	0,010 *	2,443
Step Faktorer -> BI	0,774					0,762					0,706				
PE Coefficient												0,140	1,877	0,064 **	1,524
EE Coefficient							0,120	1,855	0,067 *	1,430		0,142	2,047	0,044 *	1,330
SI Coefficient												0,295	3,444	<,001 *	2,022
FC Coefficient		0,326	4,780	<,001 *	1,663		0,137	1,672	0,099 **	2,290					
HM Coefficient							0,168	2,055	0,043 *	2,277		0,257	3,166	0,002 *	1,819
PV Coefficient															
HB Coefficient		0,641	9,409	<,001 *	1,663		0,587	6,527	<,001 *	2,751		0,252	2,750	0,007 *	2,322

Note: * statistisk signifikant ved 0.05, ** statistisk signifikant ved 0.10, *** statistisk signifikant ved t-værdi over 1,292

Tabel 5 Alternative anvendelser af konstruktioner

Tabel 5 indeholder regressionsberegninger for to alternative anvendelser af konstruktionerne. Som omtalt tidligere, ser det ud til, at PV overhovedet ikke bidrager til reduktion af varians i regressionen. Dette kan hænge sammen med, at prisbevidsthed blev tilføjet til UTAUT2 i forbindelse med, at modellen blev tilpasset til også at kunne håndtere en forbrugerkontekst. Introduktion af teknologi i virksomheder retter sig mere imod et medarbejderperspektiv, fremfor et forbrugerperspektiv, hvorfor PV med rette kunne elimineres fra regressionen.

Det fremgår af Tabel 5, at for alle teknologier forbedres forklaringsgraden, men kun i meget begrænset omfang.

Alternativet til at anvende regression på samtlige faktorer er at udføre, hvad der i SPSS kaldes en "Stepwise" regression. Her starter SPSS med at udføre en regression for at identificeres hvilken af de signifikante koefficienter, der har det højeste bidrag til forklaringen. Denne inkluderes i modellen, og SPSS gentager regressionen på de øvrige – nu uden den udvalgte. Dette gentages, så længe der findes signifikante koefficienter. Resultatet af denne øvelse er vist i Tabel 5 (under "Step"), bortset fra, at alle delberegninger er kørt manuelt. Eftersom hypoteserne for undersøgelsen er en-sidet, skal iterationer muligvis fortsættes længere, end hvad SPSS ellers ville have valgt som grænse.

Denne reducerede version indeholder således alle betydende koefficienter, hvorfor det her er særligt vigtigt at fokusere på multikollinearitet. Fra SPSS får jeg VIF værdierne for alle koefficienter, og eftersom alle er langt under skæringsværdien, er der rimelig sikkerhed for, at de enkelte variable ikke stjæler forklaring fra hinanden.

Resultatet af "Step" version viser for alle teknologier en forbedring. Det er fortsat indenfor 1% forbedring, hvorfor dette ikke berettiger til en forkastelse af UTAUT2 modellens valg af konstruktioner. Det er dog fortsat interessant at observere, at ved "Step" bliver udviklingen i antallet af betydende faktorer endnu mere tydelig.

Regressionsanalyse UTAUT

I betragtning af, at Introduktion af teknologi i virksomheder retter sig imod et medarbejderperspektiv frem for et forbrugerperspektiv, er det interessant at undersøge, om respondenternes besvarelser vil give en bedre forklaringsgrad ved anvendelse af den klassiske UTAUT-model.

	Business Intelligence				Big Data				Artificial Intelligence (AI)			
	Adjusted R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.	Adjusted R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.	Adjusted R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.
HY15 (PE,EE,SI) -> BI	0,563				0,619				0,619			
PE Coefficient		0,589	6,812	<,001 *		0,437	5,219	<,001 *		0,297	3,927	<,001 *
EE Coefficient		0,103	1,366	0,176		0,254	3,468	<,001 *		0,211	2,716	0,008 *
SI Coefficient		0,225	2,597	0,011 *		0,323	3,754	<,001 *		0,506	5,992	<,001 *
HY16 (BI,FC,HB) -> UB	0,692				0,526				0,220			
FC Coefficient		0,183	2,032	0,045 *		0,027	0,252	0,802		-0,050	-0,433	0,666
BI Coefficient		0,693	7,690	<,001 *		0,714	6,688	<,001 *		0,513	4,447	<,001 *
Erfaring	73	89,0%			20	24,4%			20	24,4%		
Ingen Erfaring	9	11,0%			62	75,6%			62	75,6%		

Note: * statistisk signifikant ved 0.05, ** statistisk signifikant ved 0.10, *** statistisk signifikant ved t-værdi over 1,292 (P=0.10, one-tailed)

Tabel 6 Regressionsanalyse klassisk UTAUT

Som ved UTAUT2 indeholder UTAUT også to forudsigelser; brugerens adfærdsintention og brugerens adfærd.

Brugerens adfærdsintention er analyseret under HY15, og eftersom ikke alle beta-værdier er 0 kan nul hypotesen forkastes. Kun de tre faktorer PE, EE og SI anvendes til prædiktions, og sammenholdes disse værdier med de tilsvarende for HY08 i Tabel 4, ses der en tydelig forringelse af forklaringsgraderne. For Business Intelligence falder den fra 0.768 til 0.563 (27%), for Big Data fra 0.759 til 0.619 (18%) og for AI fra 0.699 til 0.619 (11%).

Tilsvarende er prædiktions af brugerens adfærd beregnet under HY16, og også her kan nul hypotesen forkastes, eftersom ikke alle betaværdier er 0, I HY16 observeres tilsvarende en tydelig forringelse, hvor især AI bliver ramt af en manglende faktor-værdi for faciliterende forhold (FC). I forbindelse med HY16 falder forklaringsgraderne med henholdsvis 10%, 16% og 40% i forhold til tilsvarende beregninger ved UTAUT2 (Tabel 4).

Det er således tydeligt, at UTAUT2 giver en bedre prædiction af bruger accept. Dette forklares med, at specielt Vane (HB – habit) spiller en meget stor rolle i UTAUT2 modellen. Selvom spørgsmål til dette var udeladt af spørgeskemaet, er antagelsen, at vane vil spille en stor rolle i forbindelse med teknologi accept, hvorfor UTAUT2 generelt vil performe bedre.

Sammenfattende er alle af de formulerede hypoteser blevet understøttet af de indsamlede data. Modellen blev også testet med inklusion af moderator (Venkatesh et al., 2012), men alene erfaring kunne inddrages, og denne havde en så lav forbedring på forklaringsgraden, at det ud fra det foreliggende datasæt ikke berettiger den øgede kompleksitet i modellen. Det samlede billede af analysen er, at UTAUT2- modellen er i stand til at forklare relationer mellem uafhængige og afhængige variable.

	Business Intelligence					Big Data					Artificial Intelligence (AI)				
	Adjust. R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.	Supported	Adjust. R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.	Supported	Adjust. R Square	Std. Coeff. Beta	t	Sig.	Supported
HY01 PE -> BI	0,522	0,726	9,453	<,001 *	Yes	0,464	0,686	8,434	<,001 *	Yes	0,284	0,541	5,757	<,001 *	Yes
HY02 EE -> BI	0,061	0,269	2,499	0,014 *	Yes	0,215	0,474	4,817	<,001 *	Yes	0,231	0,490	5,034	<,001 *	Yes
HY03 SI -> BI	0,295	0,551	5,907	<,001 *	Yes	0,425	0,658	7,810	<,001 *	Yes	0,525	0,729	9,513	<,001 *	Yes
HY04 FC -> BI	0,527	0,730	9,553	<,001 *	Yes	0,481	0,698	8,724	<,001 *	Yes	0,268	0,526	5,533	<,001 *	Yes
HY05 HM -> BI	0,425	0,657	7,797	<,001 *	Yes	0,503	0,713	9,106	<,001 *	Yes	0,478	0,696	8,664	<,001 *	Yes
HY06 PV -> BI	0,254	0,513	5,343	<,001 *	Yes	0,478	0,696	8,670	<,001 *	Yes	0,342	0,592	6,568	<,001 *	Yes
HY07 HB -> BI	0,712	0,846	14,202	<,001 *	Yes	0,722	0,852	14,550	<,001 *	Yes	0,531	0,733	9,627	<,001 *	Yes
HY08 (7 x Fakt) -> BI	0,768				Yes	0,759				Yes	0,699				Yes
HY09 (BI,FC,HB) -> UB	0,767				Yes	0,626				Yes	0,364				Yes
HY10 EE -> PE	0,029	0,203	1,858	0,067 **	Yes	0,053	0,255	2,361	0,021 *	Yes	0,011	0,151	1,364	0,176 ***	Yes
HY11 SI -> PE	0,260	0,518	5,422	<,001 *	Yes	0,316	0,570	6,202	<,001 *	Yes	0,166	0,419	4,132	<,001 *	Yes
HY12 HB -> PE	0,684	0,829	13,266	<,001 *	Yes	0,599	0,777	11,035	<,001 *	Yes	0,304	0,559	6,028	<,001 *	Yes
HY13 HM -> PE	0,388	0,629	7,232	<,001 *	Yes	0,346	0,595	6,621	<,001 *	Yes	0,191	0,449	4,489	<,001 *	Yes
HY14 HM -> EE	0,046	0,241	2,221	0,029 *	Yes	0,041	0,230	2,111	0,038 *	Yes	0,121	0,363	3,482	<,001 *	Yes
HY15 (PE,EE,SI) -> BI	0,563				Yes	0,619				Yes	0,619				Yes
HY16 (BI,FC,HB) -> UB	0,692				Yes	0,526				Yes	0,220				Yes
HY17 BI -> UB	0,680	0,827	13,167	<,001 *	Yes	0,532	0,733	9,645	<,001 *	Yes	0,228	0,487	4,987	<,001 *	Yes
HY18 FC -> UB	0,469	0,689	8,513	<,001 *	Yes	0,267	0,526	5,528	<,001 *	Yes	0,037	0,220	2,018	0,047 *	Yes
HY19 HB -> UB	0,718	0,849	14,378	<,001 *	Yes	0,619	0,790	11,515	<,001 *	Yes	0,358	0,605	6,789	<,001 *	Yes

Note: * statistisk signifikant ved 0.05, ** statistisk signifikant ved 0.10, *** statistisk signifikant ved t-værdi over 1,292

Tabel 7 Hypotese opsamling

Diskussion

I dette afsnit vil resultaterne af analysen blive uddybet og kommenteret, med fokus på de enkelte konstruktioner i modellen og deres relevans i forhold til den overordnede anvendelse af UTAUT2 modellen.

Undersøgelsen er gennemført med det fokus at belyse hvilke faktorer, der er medvirkende til brugeraccept af nye teknologier. Faktorerne vil assistere i forudsigelsen af virksomhedens modenhed i forhold til generel accept af ny teknologi med henblik på understøttelse af evidensbaseret ledelse. Styrken ved undersøgelsen er, at konstruktionernes relative og indbydes betydning fremgår, og kan danne udgangspunkt for yderligere undersøgelser på dette område. Men undersøgelsen har også vist, at ikke alle syv eksisterende UTAUT2 konstruktioner har lige stor indflydelse eller relevans i den undersøgte kontekst, og formodningen vil være, at modellen kunne beriges med yderligere konstruktioner for at opnå bedre forklaringsgrader.

Moderatorer

UTAUT2 er anvendt i sin helhed som undersøgelsesmodel og resultaterne viser signifikans i relationerne mellem de syv uafhængige variable og respondenternes intention om at anvende teknologien. På grund af stikprøvens begrænsede omfang, var det ikke muligt at måle effekter på de modererende effekter af køn og alder, hvorfor fokus alene var på "erfaring" som moderator.

Anvendelse af "Erfaring" som moderator viste sig ikke at have en betydelig effekt. For både Business Intelligence, Big Data og AI datasættene blev model-regressionerne gennemført med og uden "Erfaring" som moderator under Hypotese 08a. Den konkrete effekt viste sig at være en forbedring af forklaringsgraden (korrigeret R^2) på brugeradfærdsintention (BI) på henholdsvis 3%, 0.9% og 2.3%. Selvom p-værdierne udviste signifikans, må effekten anses for minimal, og uden betydning for regressionsmodellen, eftersom tilføjelse af faktoren ikke forbedrer forklaringsgraden betydeligt.

Hypotese 09a undersøger "Erfaring" som moderator på brugeradfærd (UB), og her måles forbedringseffekten på forklaringsgraden for Business Intelligence til blot 0.1% og for Big Data 1,8%, og kan derfor ses bort fra i forhold til deres betydning. For AI måles en forbedring på den korrigerede R^2 på 25.8%. Den højere værdi kan forklares ved, at udgangspunktet for forklaringsgraden (uden anvendelse af moderator) er meget lav 0.364, og eftersom den resulterende værdi fortsat er meget lav 0.458 kan "Erfaring" heller ikke her tillægges nogen betydning.

Der synes dog at være en sammenhæng mellem rapporteret erfaring og betydningen af faciliterende forhold (FC). For Business Intelligence datasættet er erfaring målt til 89%, hvilket indikerer stor viden omkring området og produkterne. Samtidig viser koefficienten for FC høj signifikans (mindre end 0.001), og FC bidrager til forklaringen med 0.317. For Big Data, hvor erfaring måles til 24,4%, har relationen et signifikansniveau som ville forkaste nul-hypotesen, hvis ikke det var fordi hypotesen var ensidig, og at signifikans derfor kan udtrykkes ved en t-test værdi højere end 1,33. For AI måles erfaring også til 24,4% og signifikans er her 0,954.

Der tegner sig således et billede af, at med lavere grader af erfaring, reduceres betydningen af faciliterende forhold. En forklaring på dette kan være, at med højere grader af erfaring, er brugere mere bevidste om betydningen af de forhold, der gør det muligt at anvende teknologien. Så længe teknologien ikke er adopteret i dagligdagen, er fokus for motivationen (intentionsadfærden) ikke

rettet imod den praktiske anvendelse, men mere imod andre motivationsfaktorer. For AI udviser modellen f.eks. en meget høj forklaringsandel for hedonisk motivation, men intet for faciliterende forhold.

Der kunne derfor ligge en forventning om, at når først teknologierne er kendt, så betyder det mere for en bruger at bevæge sig på kendt territorie; at der er tryghed omkring dem. Flere forskningsprojekter har genbesøgt UTAUT2 modellen, og man har anvendt undersøgelsesdesigns hvor eksisterende faktorer er udeladt, og andre er tilføjet. For eksempel har Merhi, Hone, and Tarhini (2019) anvendt en undersøgelsesmodel, der udvider UTAUT2 med tillid, opfattet privatlivstryghed, samt tillid og tryghed. Her finder man, at i relation til Mobile Banking giver nævnte tilføjede faktorer en væsentlig forbedret forklaringsgrad på kunders accept af ny teknologi.

Forventet nytteværdi (PE)

Isoleret set har PE en relativ høj forklaringsgrad for Business Intelligence og Big Data, og i mindre grad hos AI. Som beskrevet repræsenterer de valgte teknologiområder en progression, og implementering af teknologierne i markedet forventes at følge samme mønster i forhold til definitionen af "ny teknologi".

I dette perspektiv er det fremtrædende, at betydningen af PE er størst i de faser, hvor teknologi-introduktionen omfatter kendt teknologi. Dette peger i retning af, at forventning til nytteværdi er markant mere betydningsfuld, jo mere kendt en teknologi er.

Ifølge Venkatesh et al. (2003) har konstruktionen Forventet Nytteværdi (PE) konsekvent vist sig at være den stærkeste prædiktør for adfærdsmæssige intentioner. Men i sammenhæng med de øvrige uafhængige variable (hypotese HY08) udviser PE ingen signifikans. Mange undersøgelser har bekræftet, at udover "vane" spiller Forventet Nytteværdi (PE) en næsten lige så store rolle (f.eks. Baudier, Ammi, & Deboeuf-Rouchon, 2020). I den aktuelle undersøgelse udviser PE stort set ingen betydning. Kun for AI er det muligt at forkaste nul hypotesen for PE (p -værdi = 0.083) med en korrigeret betaværdi på kun 0.135.

Resultat er af denne grund overraskende, og giver eftertanke til, hvordan man motiverer medarbejdere, hvis ikke Forventet Nytteværdi spiller en større rolle.

Forventet indsats (EE)

Undersøgelsen viser til gengæld, at forventet indsats ikke tillægges større betydning i forhold til forklaringsgrad for nogen af teknologierne. Venkatesh et al. (2003) anfører, at forventning om høj indsats for at bruge systemet vil påvirke brugerens intention. Denne effekt er mindst fremtrædende ved Business Intelligence, og man kunne have forventet en negativ betaværdi, hvis forventet indsats oversteg Forventet Nytteværdi. Dette er dog ikke målbart, som demonstreret ved Hypotese 10 (EE -> PE) for alle teknologier.

Davis (1993) hævder, at opfattet brugervenlighed (dvs. forventet indsats) afspejler en del af omkostningerne ved at bruge systemet. Undersøgelsen har midlertidig ikke udvist signifikante effekter på dette område, hvilket kunne forklares med, at hvis teknologiens anvendelse i organisationen er ukendt, vil forventet indsats være svær for den enkelte bruger at kvantificere. Det vil derfor være faktorer som "vane", der kan være afgørende for brugerens intention og dermed også adfærd.

Social Indflydelse (SI)

På tværs af teknologierne ser det ud til, at Social Indflydelse har størst betydning for AI, hvilket passer sammen med, at AI er den nyeste og mest moderne ("hypede") teknologi. I forhold til modellen for Adfærdsintention (Hypotese 08 - BI), udviser netop SI den største effekt for AI. Det ser således ud til, at brugernes adfærd i høj grad påvirkes af omgivelsernes syn på teknologien, og netop nyere teknologier fylder mere i den sociale sfære og den offentlige debat, og det vil derfor ofte være forbundet med opfattet prestige at kunne mestre den nye teknologi.

Faciliterende forhold (FC)

Faciliterende forhold refererer til brugernes opfattelse af, at nødvendige ressourcer og støtte til at udføre en handling, er tilgængelige (Brown & Venkatesh, 2005). I forhold til Business Intelligence vægter FC særlig højt i modelregressionen for BI (hypotese HY08), med en betaværdi på 0.317 (p-værdi mindre end 0.001). Dette viser, at forventning til ressourcer og støtte betyder meget i forhold til brugeradfærden, hvilket igen kan fortolkes som udtryk for ønske om tryghed. I den modsatte ende har FC i den tilsvarende model for AI ingen betydning. Af alle koefficienter i AI har FC den laveste betaværdi, og en p-værdi på næsten 1, hvorfor den er helt uden betydning. Ser vi derfor på AI som den nyeste teknologi, er antagelsen at motivationen for accept af nye teknologier skal søges iboende i brugeren (f.eks. SI og HM), fremfor i de ressourceorienterede dimensioner (f.eks. FC og EE).

En anden forklaring er, at så længe analyser fokuserer på accept i virksomheder, vil FC være fælles for alle ansatte, og betydningen af PE og EE vil derfor eliminere behovet for at anvende FC som determinant for BI (Venkatesh et al., 2003, p. 454). I forhold til brugeradfærdsintention er FC relationen medtaget i UTAUT2 for at kompensere for forbrugernes individuelle forhold, eftersom det er individets egne faciliterende forhold, der influerer både intention og adfærd. Men fokus for den aktuelle undersøgelse er netop personale i ansættelsesforhold (85% er ansat i virksomheder med mere end 10 ansatte), hvorfor betydningen af FC ifølge den præsenterede teori er reduceret, og derfor også antages at have en begrænset effekt på BI, og dermed UB.

I forhold til de nyeste teknologier kunne en forklaring også ligge i, at anvendelsen ofte er på et indledende stadie uden større operationel betydning. Opgaver af denne type falder (baseret på egne erfaringer) ofte i dele af organisationer, hvor fokus i højere grad eksplorativt (udviklingsorganisationer), og hvor de materielt orienterede dele af faciliterende forhold ikke er direkte bundet til teknologiens adaptation.

Hedonisk motivation (HM)

Hedonisk motivation er det sjove, eller den fornøjelse, der opnås ved at bruge en teknologi (Venkatesh et al., 2012). I relation til informationsteknologierne vil denne effekt komme til udtryk i de brugere – typisk udviklere – der finder udfordringer i brugen af værktøjerne, oftest i de nyeste teknologier. Her viser undersøgelsen en klar tendens til, at på AI området har HM en stor betydning med en koefficient på 0.235 (p-værdi 0.020), i modsætning til f.eks. FC på samme område, der er helt uden betydning. Modsat er HM koefficienten for Business Intelligence uden betydning med en p-værdi 0,25 og hos Big Data er p-værdien 0,136, men kan dog alligevel medtages grundet den højere t-værdi sammenholdt med hypotesen som en ensidig test.

Ifølge (Venkatesh et al., 2012) konceptualiseres HM som følelsen af munterhed, glæde og nydelse, som stimuleres ved at bruge teknologi. Det ser derfor ud til, at jo mindre konsolideret teknologien er, des større er "glæden" ved at anvende den i arbejdssituationerne, og brug af sådan en teknologi vil yderligere accelerere iboende motivation.

Internt mellem konstruktionerne i UTAUT2 modellen er der en relativ stærk sammenhæng mellem hedonisk motivation og præstationsforventning (Hypotese HY13) på tværs af de tre teknologier. Dette kan tolkes som, at hvis man har glæde ved en adfærd, så vil den forventede nytteværdi være større.

Respondentgruppen er som tidligere beskrevet udvalgt efter deres kendskab til informationsteknologier (50% er direkte beskæftiget med Business Intelligence), og med relationen til forfatteren⁵ hælder respondenterne i retning af udviklingssiden, hvilket antageligt forstærker denne reaktion. Tamilmani, Rana, Prakasam, and Dwivedi (2019) har gennemført et litteraturstudie med fokus på anvendelse af Hedonisk Motivation i forskellige UTAUT2 undersøgelser. De kommer frem til, at hedonisk motivation ikke er en passende konstruktion til at undersøge teknologier, hvor brugere anvender teknologi til utilitaristiske formål, såsom at forbedre deres effektivitet. En bredere definition af klyngen ved udvælgelse af respondenter, ville derfor med stor sandsynlighed flytte resultatet.

Cost-benefit (PV)

I forhold til undersøgelsens formål, vil antagelsen være, at PV vil have den laveste betydning. Argumentet for dette er, at omkostninger ved at igangsætte informationsteknologiske initiativer er ofte meget store, og omkostninger derfor administreres på taktisk eller strategisk plan. Respondenter i denne undersøgelse kan ikke forventes at deltage i dette, især ikke hvis de optræder i en konsulentrolle. Dette bekræftes af undersøgelsens resultater, hvor PV i den samlede regressionsmodel (HY08) for alle tre teknologier ikke udviser signifikans i nogen af teknologi-områderne.

⁵ Respondenter er udvalgt ved udsøgning i forfatterens LinkedIn kontakt liste.

Vane (HB)

Vane udtrykker i hvor høj grad forbrugeren udfører en handling automatisk på baggrund af læring (Venkatesh et al., 2012). Generelt har Vane vist sig at have stor betydning for alle teknologier, uanset hvor aktuelle teknologierne er. Dette er en smule i modstrid til teori om planlagt adfærd (TPB) (Ajzen, 1991), der siger, at adfærd i høj grad er styret af intentionen. Senere forskning på området forklarer denne observerede diskrepans i effekten af "vane", med ambivalens og usikkerhed. Hvis situationen er ukendt og usikker (som ved introduktion af ny teknologi) kan vane under disse forhold give en god forudsigtelse for senere adfærd (Ajzen, 2002).

Omvendt er det derfor interessant at se på, hvornår vaner opstår i relation til anvendelse af informationsteknologier. Limayem et al. (2007) beskriver fire forudsætninger for hvornår en adfærd bliver vane i relation til Informationssystemer; Frekvens, tilfredshed, stabilitet og omfang. Her er specielt frekvens og omfang interessante, set i lyset af, at i respondentgruppen angiver 64.6%, at de kommer fra organisationer med mere end 250 ansatte, og hvor man må forvente at frekvens og omfang har større muligheder for at være dominerende.

Med hensyn til adfærdsmæssige intentioner viser resultaterne "vane" som den vigtigste væsentlige forudsigende faktor på tværs af teknologierne. Dette passer med UTAUT2, hvor vane viser den største indvirkning på adfærdsindektion og opfattes at spille en vigtig rolle i forudsigelsesbrugsadfærd (Venkatesh et al., 2012).

Brugerens adfærdsindektioner (BI)

Brugerens adfærdsindektioner fungerer i modellen både som en afhængig variabel, men også som en uafhængig variabel i forhold til bruger adfærd (UB). Af denne grund er den direkte relation mellem BI og UB undersøgt med hypotese HY17.

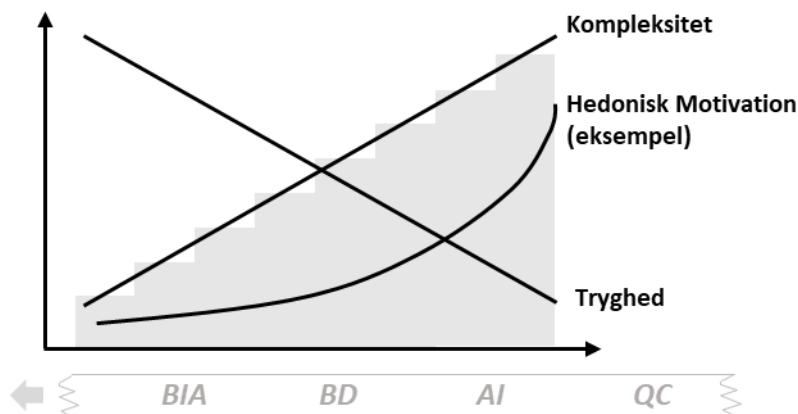
Resultatet viser signifikante relationer for alle teknologier (alle med p-værdi < 0.001), og generelt høje korrigerede betaværdier. Det er dog bemærkelsesværdigt, at betaværdien falder med nyere teknologier, hvilket kunne indikere, at skridtet fra intention til anvendelse er større jo mere usikre brugere er på den undersøgte teknologi – underforstået, at usikkerhed vokser med nyere teknologi.

Faktor anvendelsen

Resultatet af regressionerne viste, at isoleret set korrelerer alle uafhængige faktorer med brugerintention. I forhold til den samlede UTAUT2-model, hvor 7 determinanter forudsiger brugerintention, er der stor forskel på de tre teknologier. For alle teknologier opnåede modellen høje forklaringsgrader, men for BIA udviste UTAUT2 kun signifikans for to determinanter, for Big Data for 4 determinanter og for AI for 5 determinanter. Dette kan tages som en udtryk for, at undersøgelsen bekræfter modellens validitet i forhold til forudsigelse af brugerintention, men at gevinsten ved mangfoldighed i modellens variabelanvendelse afhænger af, hvor ny teknologien er. Med andre ord bør anvendelsen af modellen tage højde for flere variable, hvis formålet med en undersøgelse er at fokusere på en helt ny teknologi. I modsætning til dette er mangfoldigheden mindre nødvendig ved en undersøgelse af brugeraccept, ved introduktion af kendt teknologi, hvor høj forklaringsgrad opnås med to determinanter alene.

Sagt på en anden måde illustrerer undersøgelsen, at hvis den undersøgte teknologi er kendt (stor tryghed), så vil rutinen spille en stor rolle, hvor fokus er på faciliterende forhold ("værktøjet") og vane. Hvis teknologi er ukendt (lav tryghed), vil individerne være i en højere grad af usikkerhed, og langt flere faktorer vil spille ind i intentionsovervejelserne. Denne undersøgelse bekræftede fem af UTAUT2-modellens faktorer, men yderligere forskning vil med sikkerhed identificere yderligere faktorer, der vil bidrage til forbedrede forklaringsgrader.

Dette er illustreret i følgende figur.



Figur 4 Faktor anvendelse (egen model)

I Figur 4 repræsenterer den grå baggrund et udtryk for antallet af faktorer, der bidrager aktivt til evaluering af en given teknologi. Forventningen er, at nyere teknologier introducerer højere grader af kompleksitet. Med stigende kompleksitet, falder den iboende tryghed hos individerne, og billedet af, hvad der driver intentionen, bliver mere kompliceret. Dette er i figuren illustreret med Hedonisk motivation, hvis betydning antages at vokse med teknologiens stigende udfordringer, hvilket berettiger hedonisk motivation som faktor i modellen – endnu et trin på den grå trappe i baggrunden. Dette svarer til at sige, at hedonisk motivation ikke må fravælges som faktor i analyse af nyere teknologier.

Modellen vil flytte sig med teknologiernes introduktion. I Figur 4 forestiller jeg mig, at næste generation af teknologier kunne være Quantum Computing (QC). Her vil ny teknologi stille helt nye krav til måder at interagere med teknologien på, og man vil have mulighed for at løse en helt ny type af opgaver. I takt med at dette paradigmeskifte finder indpas i de informationsteknologiske opgaver, vil "gamle" teknologier være så konsoliderede, at deres tilstedeværelse og anvendelse vil være et fait accompli, og dermed næppe relevant i en undersøgelseskontekst. For eksempel vil man næppe igangsætte en analyse af anvendelse af tekstbehandlingssystemer i fremtidige undersøgelser.

Implikationen af dette er, at ved anvendelse modellen, er det nødvendigt at forholde sig til, hvordan den undersøgte teknologi placerer sig, i forhold til et samlet teknologisk perspektiv, for derigennem at sikre, at relevante faktorer anvendes til at bidrage til modellens forklaringssevne.

Tilføjelse af faktorer til modellen korrelerer med de forslag Venkatesh et al. (2003) selv fremkom med, omkring fremtidig forskning. Desuden har analysen af multikollinearitet i denne undersøgelse vist, at tilføjelse af nye faktorer ikke nødvendigvis kannibalerer forklaringsgraden på tværs af faktorerne.

Konklusion

Formålet med denne undersøgelse er at få en bedre forståelse af de faktorer (konstruktioner), der påvirker individers evne til at acceptere nye teknologier. Fokus har været på informationsteknologier, der anvendes i forbindelse med beslutningsstøtte. Jeg har argumenteret for, at virksomheder bør anvende en ledelsesform, der bygger på evidensbaserede beslutninger, og at informationsfundets udvikling medfører et behov for en fortsat eskalerende indsats i udvikling og adaptation af teknologier på det informationsteknologiske område.

Undersøgelsen har taget udgangspunkt i UTAUT2 modellen med henblik på at vurdere modellens egnethed til at forudsige teknologisk accept indenfor dette område. Via en spørgeskemaundersøgelse er data indsamlet og anvendt til en analyse af modellens styrke. Ved hjælp af regressionsanalyser er modellens variable, og deres evne til at forudsige brugerintention og brugeradfærd blevet analyseret. Respondenterne blev bedt om at forholde sig til tre forskellige teknologier – Business Intelligence (BIA), Big Data og Kunstig Intelligens (AI). Efterfølgende er resultatet (stikprøven) blevet opdelt på disse tre teknologier, og dataanalyse er gennemført på hvert område. De tre teknologier er valgt ud fra deres relevans, samt fordi de tidsmæssigt udgør en progression med BIA som den ældste og AI som den nyeste.

I forhold til forudsigelse af bruger intention udviste UTAUT2-modellen høje forklaringsgrader. Det var iøjnefaldende, at antallet af faktorer, der bidrog til forklaringsgraden faldt, jo mere etableret den undersøgte teknologi var. Dette er forsøgt illustreret i Figur 4, hvor specielt faldende tryk i forhold til teknologien kunne være et udtryk for et voksende behov for differentieret anvendelse af uafhængige faktorer.

Udover antallet af betydende faktorer, viser forklaringsgraden også en sammenhæng mellem teknologiens nyhedsværdi og brugernes adfærd. Forklaringsgraden på forudsigelse af brugeradfærd viste sig at være høj for den kendte teknologi (Business Intelligence) og meget lavere for den ukendte teknologi (kunstig intelligens). Hvis fokus for en undersøgelse er nyere teknologi (her kunstig intelligens), giver undersøgelsen en indikation af, at modellens prædiktionssevne i forhold til brugerintention - brugernes forventede adfærd - er bedst i organisationer, hvor betydningen af faciliterende forhold ikke er dominerende, men at man i samme organisation ikke kan forvente en god forudsigelse på selve bruger adfærden.

I forhold til prædiktions af brugeradfærd, var det generelt ikke muligt at opnå høje forklaringsgrader for nyere teknologier. Dette hænger sammen med, at nyere teknologier for mange respondenter, endnu er på vej i anvendelse, og derfor ikke findes aktuelt i virksomhederne. Dette leder frem til, at hvis UTAUT2 skal anvendes som model for forudsigelse af accept af nyere teknologier, bør man enten modificere modellen til konteksten (tilpasse definitionen af "aktivt brug" til et bredere "under udvikling"), eller alene fokusere på modellens evne til at forudsige brugerintention, og lade dette være en indikator for fremtidig anvendelse, jævnfør f.eks. Maruping et al. (2017).

Samlet set viser undersøgelsen, at i forhold til forudsigelse af intention og adfærd, er der en række konstruktioner, der kun har deres berettigelse i forhold til de nyeste teknologier. Dette kunne lede til en overvejelse om, at anvendelsen af UTAUT2 rammer for bredt i forhold til undersøgelsens fokus. UTAUT2 er en udvidelse af UTAUT med det fokus at kunne håndtere en forbruger kontekst. Men i relation til introduktion af ny teknologi i virksomheder, er der ikke – eller meget sjældent – tale om et forbrugerforhold, hvorfor anvendelse af UTAUT kunne tænkes at have en bedre forklaringsgrad. En

konstruktion som Cost-benefit (PV) lod sig dårlig måle, hvilket falder sammen med, at netop PV alene er medtaget i UTAUT2 af hensyn til forbruger perspektivet.

Af samme årsag blev der sideløbende gennemført en regressionsanalyse, baseret på den klassiske UTAUT-model. Resultatet af denne (se Tabel 6) viste, at UTAUT2 performede væsentligt bedre på forklaringsgraderne, end UTAUT var i stand til. Et punkt, hvor UTAUT2 skilte sig tydeligt ud, var i betydningen af "Vane" (HB) for alle teknologier. I alle tre tilfælde var "Vane" signifikant og med koefficient værdier på 0.5 for BIA og BD, og 0.25 for AI, spiller de en stor rolle i prædiktionen af brugeradfærdsintention. For prædiktion af bruger adfærd er de tilsvarende værdier 0.5, 0.6 og 0.6.

Det ser altså ud til, at "Vane" har en afgørende betydning for modellen, hvilket Venkatesh et al. (2003) allerede så som en mulig forbedring ved præsentationen af UTAUT.

I forbindelse med undersøgelsen var målet at finde en metode til forudsigelse af brugeres accept af nye teknologier, med henblik på at lade dette indgå som et element i en vurdering af virksomheders modenhed i forhold til at begå evidensbaseret ledelse. Undersøgelsen er begrænset af de til rådighed værende data (stikprøvens størrelse), men kan i stedet anvendes som en forundersøgelse, der giver retning til fremtidig forskning. Undersøgelsen har vist, at UTAUT2 kan anvendes til prædiktion af brugeraccept, men at der til fremtidige studier bør udvikles undersøgelsesmodeller, der er tilpasset den aktuelle kontekst.

Derudover viser forskningen generelt, at betydningen af modererende variable kan være afgørende for at korrigere stikprøver for uønsket varians. Modererende variable gør det muligt at skelne mellem grupper, hvis forskellige karakteristika kan være kilden til uoverensstemmelserne (Baron & Kenny, 1986), hvorfor Venkatesh et al. (2012) også selv anbefaler, at moderatorer vælges tilpasset konteksten. Så fremtidige undersøgelser bør derfor fokusere på, hvilken effekt man kan måle fra moderatorer, samt overveje udvidelser af modellen med kontekstspecifikke konstruktioner – f.eks. tryghed og sikkerhed - der understøtter domænets karakteristika.

Perspektivering

I løbet af undersøgelsen er jeg stødt på spændende aspekter, der med stor fordel kunne undersøges i forhold til opgavens tema. På grund af opgavens omfang, har jeg valgt at fokusere på UTAUT2, og har dermed begrænset mængden af variable i undersøgelsen og analysens kompleksitet generelt.

Eksempler på områder, som kunne have beriget resultatet, men som var for omfattende til at inkludere i opgaven, er tidligere beskrevet i opgaven. Det drejer sig blandt andet om faktorer som tryghed og sikkerhed, for hvilke der foreligger megen forskning, der berettiger deres inddragelse i modellen. Også faktorer som kultur (individuelt, organisatorisk og på et samfundsplan) og attitude kunne indtage en større rolle i undersøgelsen af parametre.

Selve undersøgelsen er baseret på simpel lineær regression. En mere korrekt metode ville være at anvende en mere passende undersøgelsesramme (f.eks. SEM-PLS), hvor for eksempel beregning af faktor loadings fra en konformativ faktor analyse kunne anvendes til bedre at understøtte vurderinger af modellens egnethed, baseret på de foreliggende data. Men stikprøvens begrænsede størrelse satte grænser for ambitioner i denne retning

Endelig spiller datagrundlaget en uendelig stor rolle i forhold til undersøgelsens evne til at være retningsvisende. I omfang er stikprøvens størrelse for lille, og respondentgruppen er kendetegnet ved manglende differentiering. Strategisk burde respondenterne være udvalgt som en klynge, der afspejler populationen af IT-professionelle, der er arbejder med informationsteknologier. Men manglende ressourcer gjorde, at en mere pragmatisk metode (LinkedIn) blev anvendt til dette formål. Ved at anvende kontakter fra egen liste, kunne jeg sikre, at respondenter besad kompetencer til at besvare spørgeskemaet. Men det betød samtidig, at fordelingen blev skæv, og stikprøven kom ikke til at afspejle populationen. En fremtidig undersøgelse skal naturligvis se ud over dette, og anvende en bredere strategisk funderet klynge udvælgelse af respondenter i stedet.

Den foreliggende undersøgelse kan derfor betragtes som en forundersøgelse, der kan identificere fremtidige retninger af forskning på dette område.

Bilag

Bilag 01 – Business Intelligence - Analysedata

		Model Summary				Coefficients								
		R	R Square	Adj. R Square	Std. Err. of the Estimate	Unstandard. Coef.		Std. Coef. Beta	t	Sig.	90,0% Conf. for B		Collinearity	
						B	Std. Error				Lower Bound	Upper Bound	Tolerance	VIF
HY01	PE -> BI	0,726	0,528	0,522	0,692	0,726	0,077	0,726	9,453	<,001	0,598	0,854	1,000	1,000
HY02	EE -> BI	0,269	0,072	0,061	0,969	0,269	0,108	0,269	2,499	0,014	0,055	0,483	1,000	1,000
HY03	SI -> BI	0,551	0,304	0,295	0,840	0,551	0,093	0,551	5,907	<,001	0,396	0,706	1,000	1,000
HY04	FC -> BI	0,730	0,533	0,527	0,688	0,730	0,076	0,730	9,553	<,001	0,603	0,857	1,000	1,000
HY05	HM -> BI	0,657	0,432	0,425	0,758	0,657	0,084	0,657	7,797	<,001	0,517	0,797	1,000	1,000
HY06	PV -> BI	0,513	0,263	0,254	0,864	0,513	0,096	0,513	5,343	<,001	0,353	0,673	1,000	1,000
HY07	HB -> BI	0,846	0,716	0,712	0,536	0,846	0,060	0,846	14,202	<,001	0,747	0,945	1,000	1,000
HY08	(7 x Fakt) -> BI	0,888	0,788	0,768	0,481									
	PE Coefficient					0,098	0,099	0,098	0,992	0,324	-0,099	0,295	0,294	3,404
	EE Coefficient					0,036	0,057	0,036	0,637	0,526	-0,077	0,149	0,894	1,119
	SI Coefficient					0,004	0,069	0,004	0,063	0,95	-0,134	0,142	0,598	1,673
	FC Coefficient					0,317	0,077	0,317	4,137	<,001	0,164	0,470	0,488	2,051
	HM Coefficient					0,107	0,092	0,107	1,168	0,247	-0,076	0,291	0,338	2,956
	PV Coefficient					-0,038	0,079	-0,038	-0,483	0,631	-0,195	0,119	0,462	2,166
	HB Coefficient					0,499	0,114	0,499	4,371	<,001	0,272	0,727	0,219	4,562
HY09	(BI,FC,HB) -> UB	0,881	0,776	0,767	0,593									
	BI Coefficient					0,328	0,14	0,267	2,336	0,022	0,048	0,607	0,220	4,540
	FC Coefficient					0,207	0,096	0,168	2,142	0,035	0,015	0,399	0,466	2,144
	HB Coefficient					0,635	0,124	0,517	5,137	<,001	0,389	0,882	0,284	3,526
HY10	EE -> PE	0,203	0,041	0,029	0,985	0,203	0,109	0,203	1,858	0,067	-0,014	0,421	1,000	1,000
HY11	SI -> PE	0,518	0,269	0,26	0,860	0,518	0,096	0,518	5,422	<,001	0,359	0,677	1,000	1,000
HY12	HB -> PE	0,829	0,687	0,684	0,563	0,829	0,063	0,829	13,266	<,001			1,000	1,000
HY13	HM -> PE	0,629	0,395	0,388	0,782	0,629	0,087	0,629	7,232	<,001			1,000	1,000
HY14	HM -> EE	0,241	0,058	0,046	0,912	0,225	0,101	0,241	2,221	0,029			1,000	1,000

Med Erfaring som moderator

HY08	(7 x Fakt) -> BI	0,901	0,812	0,791	0,457										
+ K	PE Coefficient	1,5%	3,0%	3,0%	-5,1%	0,089	0,094	0,089	0,947	0,347	-0,098	0,275	0,293	3,408	
	EE Coefficient					0,027	0,054	0,027	0,502	0,617	-0,080	0,134	0,891	1,122	
	SI Coefficient					0,001	0,066	0,001	0,016	0,987	-0,130	0,132	0,597	1,674	
	FC Coefficient					0,319	0,073	0,319	4,390	<,001	0,174	0,464	0,488	2,051	
	HM Coefficient					0,174	0,090	0,174	1,931	0,057	-0,006	0,353	0,318	3,143	
	PV Coefficient					-0,078	0,076	-0,078	-1,023	0,310	-0,229	0,074	0,448	2,233	
	HB Coefficient					0,327	0,122	0,327	2,673	0,009	0,083	0,571	0,172	5,818	
	Erfaring					0,711	0,235	0,224	3,026	0,003	0,243	1,179	0,472	2,119	
HY09	(BI,FC,HB) -> UB	0,882	0,777	0,766	0,595										
+ K	BI Coefficient	0,1%	0,1%	-0,1%	0,3%	0,216	0,098	0,176	2,209	0,030	0,021	0,410	0,458	2,183	
	FC Coefficient					0,608	0,130	0,495	4,661	<,001	0,348	0,867	0,257	3,891	
	HB Coefficient					0,298	0,147	0,242	2,022	0,047	0,005	0,591	0,201	4,967	
	Erfaring					0,214	0,309	0,055	0,694	0,489	-0,400	0,829	0,463	2,158	

Bilag 02 – Big Data - Analysedata

	Model Summary				Coefficients								
	R	R Square	Adj. R Square	Std.Err. of the Estimate	Unstandard. Coef.		Std. Coef. Beta	t	Sig.	90,0% Conf. for B		Collinearity	
					B	Std. Error				Lower Bound	Upper Bound	Tolerance	VIF
HY01 PE -> BI	0,686	0,471	0,464	0,732	0,686	0,081	0,686	8,434	<,001	0,524	0,848	1,000	1,000
HY02 EE -> BI	0,474	0,225	0,215	0,886	0,474	0,098	0,474	4,817	<,001	0,278	0,670	1,000	1,000
HY03 SI -> BI	0,658	0,433	0,425	0,758	0,658	0,084	0,658	7,810	<,001	0,490	0,825	1,000	1,000
HY04 FC -> BI	0,698	0,488	0,481	0,720	0,698	0,080	0,698	8,724	<,001	0,539	0,858	1,000	1,000
HY05 HM -> BI	0,713	0,509	0,503	0,705	0,713	0,078	0,713	9,106	<,001	0,558	0,869	1,000	1,000
HY06 PV -> BI	0,696	0,484	0,478	0,723	0,696	0,080	0,696	8,670	<,001	0,536	0,856	1,000	1,000
HY07 HB -> BI	0,852	0,726	0,722	0,527	0,852	0,059	0,852	14,550	<,001	0,735	0,968	1,000	1,000
HY08 (7 x Fakt) -> BI	0,883	0,780	0,759	0,491									
PE Coefficient					0,091	0,090	0,091	1,012	0,315	-0,088	0,269	0,370	2,699
EE Coefficient					0,119	0,067	0,119	1,773	0,080	-0,015	0,253	0,662	1,511
SI Coefficient					0,069	0,079	0,069	0,874	0,385	-0,088	0,226	0,480	2,085
FC Coefficient					0,138	0,087	0,138	1,594	0,115	-0,035	0,311	0,395	2,532
HM Coefficient					0,144	0,095	0,144	1,507	0,136	-0,046	0,334	0,327	3,053
PV Coefficient					0,003	0,096	0,003	0,032	0,974	-0,188	0,194	0,325	3,073
HB Coefficient					0,486	0,121	0,486	4,020	<,001	0,245	0,727	0,204	4,913
HY09 (BI,FC,HB) -> UB	0,800	0,640	0,626	0,789									
BI Coefficient					0,326	0,177	0,253	1,847	0,069	-0,025	0,678	0,247	4,050
FC Coefficient					-0,094	0,126	-0,073	-0,748	0,457	-0,344	0,156	0,488	2,049
HB Coefficient					0,805	0,172	0,624	4,689	<,001	0,463	1,147	0,261	3,829
HY10 EE -> PE	0,255	0,065	0,053	0,973	0,255	0,108	0,255	2,361	0,021	0,040	0,470	1,000	1,000
HY11 SI -> PE	0,570	0,325	0,316	0,827	0,570	0,092	0,570	6,202	<,001	0,387	0,753	1,000	1,000
HY12 HB -> PE	0,777	0,604	0,599	0,634	0,777	0,070	0,777	11,035	<,001	0,637	0,917	1,000	1,000
HY13 HM -> PE	0,595	0,354	0,346	0,809	0,595	0,090	0,595	6,621	<,001	0,416	0,774	1,000	1,000
HY14 HM -> EE	0,230	0,053	0,041	0,979	0,230	0,109	0,230	2,111	0,038	0,013	0,446	1,000	1,000

Med Erfaring som moderator

HY08 (7 x Fakt) -> BI	0,888	0,789	0,766	0,484									
+ K PE Coefficient	0,6%	1,2%	0,9%	-1,5%	0,054	0,091	0,054	0,592	0,556	-0,127	0,234	0,351	2,845
EE Coefficient					0,127	0,066	0,127	1,916	0,059	-0,005	0,259	0,659	1,517
SI Coefficient					0,073	0,078	0,073	0,939	0,351	-0,082	0,228	0,479	2,087
FC Coefficient					0,120	0,086	0,120	1,397	0,167	-0,051	0,292	0,390	2,567
HM Coefficient					0,199	0,099	0,199	2,014	0,048	0,002	0,396	0,296	3,378
PV Coefficient					-0,034	0,096	-0,034	-0,350	0,727	-0,226	0,158	0,311	3,217
HB Coefficient					0,444	0,121	0,444	3,650	<,001	0,201	0,686	0,196	5,107
Erfaring					0,285	0,158	0,123	1,806	0,075	-0,030	0,599	0,622	1,608
HY09 (BI,FC,HB) -> UB	0,809	0,655	0,637	0,777									
+ K BI Coefficient	1,1%	2,3%	1,8%	-1,5%	-0,094	0,124	-0,073	-0,763	0,448	-0,340	0,152	0,488	2,049
FC Coefficient					0,748	0,172	0,580	4,358	<,001	0,406	1,090	0,253	3,953
HB Coefficient					0,276	0,176	0,214	1,567	0,121	-0,075	0,626	0,241	4,148
Erfaring					0,444	0,238	0,149	1,868	0,066	-0,029	0,917	0,708	1,412

Bilag 03 – Kunstig Intelligens (AI) Analysedata

	Model Summary				Coefficients								
	R	R Square	Adj. R Square	Std.Err. of the Estimate	Unstandard. Coef.		Std. Coef. Beta	t	Sig.	90,0% Conf. for B		Collinearity	
					B	Std. Error				Lower Bound	Upper Bound	Tolerance	VIF
HY01 PE -> BI	0,541	0,293	0,284	0,846	0,541	0,094	0,541	5,757	<,001	0,354	0,728	1,000	1,000
HY02 EE -> BI	0,490	0,241	0,231	0,877	0,490	0,097	0,490	5,034	<,001	0,297	0,684	1,000	1,000
HY03 SI -> BI	0,729	0,531	0,525	0,689	0,729	0,077	0,729	9,513	<,001	0,576	0,881	1,000	1,000
HY04 FC -> BI	0,526	0,277	0,268	0,856	0,526	0,095	0,526	5,533	<,001	0,337	0,715	1,000	1,000
HY05 HM -> BI	0,696	0,484	0,478	0,723	0,696	0,080	0,696	8,664	<,001	0,536	0,856	1,000	1,000
HY06 PV -> BI	0,592	0,350	0,342	0,811	0,592	0,090	0,592	6,568	<,001	0,413	0,771	1,000	1,000
HY07 HB -> BI	0,733	0,537	0,531	0,685	0,733	0,076	0,733	9,627	<,001	0,581	0,884	1,000	1,000
HY08 (7 x Fakt) -> BI	0,851	0,725	0,699	0,549									
PE Coefficient					0,135	0,077	0,135	1,757	0,083	-0,018	0,288	0,630	1,586
EE Coefficient					0,130	0,080	0,130	1,618	0,110	-0,030	0,290	0,576	1,735
SI Coefficient					0,296	0,089	0,296	3,319	0,001	0,118	0,474	0,467	2,140
FC Coefficient					0,005	0,084	0,005	0,058	0,954	-0,162	0,172	0,527	1,897
HM Coefficient					0,235	0,099	0,235	2,384	0,020	0,039	0,431	0,383	2,614
PV Coefficient					0,038	0,094	0,038	0,404	0,687	-0,149	0,225	0,420	2,379
HB Coefficient					0,251	0,095	0,251	2,630	0,010	0,061	0,441	0,409	2,443
HY09 (BI,FC,HB) -> UB	0,623	0,388	0,364	0,755									
BI Coefficient					0,137	0,127	0,145	1,078	0,284	-0,116	0,390	0,436	2,295
FC Coefficient					-0,154	0,102	-0,163	-1,516	0,133	-0,356	0,048	0,681	1,468
HB Coefficient					0,553	0,127	0,584	4,355	<,001	0,300	0,806	0,436	2,292
HY10 EE -> PE	0,151	0,023	0,011	0,995	0,151	0,111	0,151	1,364	0,176	-0,069	0,371	1,000	1,000
HY11 SI -> PE	0,419	0,176	0,166	0,913	0,419	0,101	0,419	4,132	<,001	0,217	0,621	1,000	1,000
HY12 HB -> PE	0,559	0,312	0,304	0,834	0,559	0,093	0,559	6,028	<,001	0,374	0,743	1,000	1,000
HY13 HM -> PE	0,449	0,201	0,191	0,899	0,449	0,100	0,449	4,489	<,001	0,25	0,647	1,000	1,000
HY14 HM -> EE	0,363	0,132	0,121	0,938	0,363	0,104	0,363	3,482	<,001	0,155	0,570	1,000	1,000

Med Erfaring som moderator

HY08 (7 x Fakt) -> BI	0,862	0,743	0,715	0,534									
+ K PE Coefficient	1,3%	2,5%	2,3%	-2,8%	0,120	0,075	0,120	1,599	0,114	-0,030	0,269	0,626	1,599
EE Coefficient					0,152	0,079	0,152	1,932	0,057	-0,005	0,309	0,568	1,761
SI Coefficient					0,289	0,087	0,289	3,328	0,001	0,116	0,462	0,467	2,143
FC Coefficient					-0,010	0,082	-0,010	-0,118	0,907	-0,173	0,154	0,524	1,908
HM Coefficient					0,225	0,096	0,225	2,344	0,022	0,034	0,416	0,382	2,619
PV Coefficient					0,027	0,092	0,027	0,290	0,773	-0,156	0,209	0,419	2,386
HB Coefficient					0,215	0,094	0,215	2,292	0,025	0,028	0,403	0,398	2,511
Erfaring					0,350	0,152	0,151	2,297	0,024	0,046	0,654	0,810	1,235
HY09 (BI,FC,HB) -> UB	0,696	0,485	0,458	0,697									
+ K BI Coefficient	11,7%	25,0%	25,8%	-7,7%	-0,149	0,094	-0,158	-1,590	0,116	-0,336	0,038	0,681	1,468
FC Coefficient					0,506	0,118	0,535	4,297	<,001	0,272	0,741	0,432	2,317
HB Coefficient					0,018	0,121	0,019	0,145	0,885	-0,224	0,259	0,407	2,459
Erfaring					0,770	0,202	0,352	3,812	<,001	0,368	1,173	0,786	1,272

Bilag 04 - Korrelation mellem faktor scores

	Factor Score PE	Factor Score EE	Factor Score SI	Factor Score FC	Factor Score HM	Factor Score PV	Factor Score HB	Factor Score BI
Correlations - Business Intelligence								
Factor Score PE	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)							
Factor Score EE	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	0,203 0,067						
Factor Score SI	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,518** <,001	0,205 0,064					
Factor Score FC	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,494** <,001	,287** 0,009	,566** <,001				
Factor Score HM	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,629** <,001	0,101 0,366	,447** <,001	,509** <,001			
Factor Score PV	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,509** <,001	0,153 0,169	,354** 0,001	,476** <,001	,716** <,001		
Factor Score HB	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,829** <,001	,233* 0,035	,550** <,001	,631** <,001	,698** <,001	,533** <,001	
Factor Score BI	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,726** <,001	,269* 0,014	,551** <,001	,730** <,001	,657** <,001	,513** <,001	,846** <,001
Correlations - Big Data								
Factor Score PE	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)							
Factor Score EE	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,255* 0,021						
Factor Score SI	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,570** <,001	,337** 0,002					
Factor Score FC	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,438** <,001	,538** <,001	,590** <,001				
Factor Score HM	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,595** <,001	,273* 0,013	,613** <,001	,587** <,001			
Factor Score PV	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,566** <,001	,445** <,001	,531** <,001	,637** <,001	,751** <,001		
Factor Score HB	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,777** <,001	,399** <,001	,670** <,001	,677** <,001	,735** <,001	,732** <,001	
Factor Score	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,686** <,001	,474** <,001	,658** <,001	,698** <,001	,713** <,001	,696** <,001	,852** <,001
Correlations - AI								
Factor Score PE	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)							
Factor Score EE	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	0,151 0,176						
Factor Score SI	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,419** <,001	,464** <,001					
Factor Score FC	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,224* 0,043	,568** <,001	,559** <,001				
Factor Score HM	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,449** <,001	,363** <,001	,572** <,001	,440** <,001			
Factor Score PV	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,417** <,001	,484** <,001	,464** <,001	,430** <,001	,711** <,001		
Factor Score HB	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,559** <,001	,384** <,001	,641** <,001	,525** <,001	,616** <,001	,511** <,001	
Factor Score	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	,541** <,001	,490** <,001	,729** <,001	,526** <,001	,696** <,001	,592** <,001	,733** <,001

* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed), ** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Referencer

- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational behavior and human decision processes*, 50(2), 179-211.
- Ajzen, I. (2002). Residual effects of past on later behavior: Habituation and reasoned action perspectives. *Personality and social psychology review*, 6(2), 107-122.
- Ajzen, I., & Fishbein, M. (2000). Attitudes and the attitude-behavior relation: Reasoned and automatic processes. *European review of social psychology*, 11(1), 1-33.
- Bandura, A. (1989). Human Agency in Social Cognitive Theory.
- Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator–mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of personality and social psychology*, 51(6), 1173.
- Baudier, P., Ammi, C., & Deboeuf-Rouchon, M. (2020). Smart home: Highly-educated students' acceptance. *Technological Forecasting and Social Change*, 153, 119355.
- Brown, S. A., & Venkatesh, V. (2005). Model of adoption of technology in households: A baseline model test and extension incorporating household life cycle. *MIS quarterly*, 399-426.
- Bryman, A. (2012). Social research methods 4th ed. In: Oxford: Oxford University Press.
- Chuah, M.-H., & Wong, K.-L. (2011). A review of business intelligence and its maturity models. *African journal of business management*, 5(9), 3424-3428.
- Compeau, D. R., & Higgins, C. A. (1995). Application of social cognitive theory to training for computer skills. *Information systems research*, 6(2), 118-143.
- Davenport, T., & Harris, J. (2017). *Competing on analytics: Updated, with a new introduction: The new science of winning*: Harvard Business Press.
- Davenport, T. H. (2013). Analytics 3.0. *Harvard business review*, 91(12), 64-72.
- Davis, F. D. (1985). *A technology acceptance model for empirically testing new end-user information systems: Theory and results*. Massachusetts Institute of Technology,
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS quarterly*, 319-340.
- Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. (1992). Extrinsic and intrinsic motivation to use computers in the workplace 1. *Journal of applied social psychology*, 22(14), 1111-1132.
- DiStefano, C., Zhu, M., & Mindrila, D. (2009). Understanding and using factor scores: Considerations for the applied researcher. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 14(1), 20.
- Dodds, W. B., Monroe, K. B., & Grewal, D. (1991). Effects of price, brand, and store information on buyers' product evaluations. *Journal of marketing research*, 28(3), 307-319.

- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1977). Belief, Attitude, Intention, and Behavior: An Introduction to Theory and Research. *Contemporary Sociology*, 6, 244.
- Gartner. (2018). Gartner Survey Shows Organizations Are Slow to Advance in Data and Analytics. Retrieved from <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2018-02-05-gartner-survey-shows-organizations-are-slow-to-advance-in-data-and-analytics>
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing theory and Practice*, 19(2), 139-152.
- Işık, Ö., Jones, M. C., & Sidorova, A. (2013). Business intelligence success: The roles of BI capabilities and decision environments. *Information & management*, 50(1), 13-23.
- Koenig-Lewis, N., Marquet, M., Palmer, A., & Zhao, A. L. (2015). Enjoyment and social influence: predicting mobile payment adoption. *The Service Industries Journal*, 35(10), 537-554.
- Limayem, M., Hirt, S. G., & Cheung, C. M. (2007). How habit limits the predictive power of intention: The case of information systems continuance. *MIS quarterly*, 705-737.
- Maruping, L. M., Bala, H., Venkatesh, V., & Brown, S. A. (2017). Going beyond intention: Integrating behavioral expectation into the unified theory of acceptance and use of technology. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 68(3), 623-637.
- Merhi, M., Hone, K., & Tarhini, A. (2019). A cross-cultural study of the intention to use mobile banking between Lebanese and British consumers: Extending UTAUT2 with security, privacy and trust. *Technology in Society*, 59, 101151.
- Miyazu, H. (2022). Business Intelligence (BI) Market Inclinations And Development Status Highlighted During Forecast Period. Retrieved from <https://www.marketwatch.com/press-release/business-intelligence-bi-market-inclinations-and-development-status-highlighted-during-forecast-period-2022-03-31>
- Oswal, N. (2018). 5 Business Intelligence Mistakes That Can Cost You Dearly. *insideBigData*. Retrieved from <https://insidebigdata.com/2018/04/17/5-business-intelligence-mistakes-can-cost-dearly/>
- Pfeffer, J., & Sutton, R. I. (2006). Evidence-based management. *Harvard business review*, 84(1), 62.
- Sekaran, U., & Bougie, R. (2016). *Research methods for business: A skill building approach*: john wiley & sons.
- Taber, K. S. (2018). The use of Cronbach's alpha when developing and reporting research instruments in science education. *Research in science education*, 48(6), 1273-1296.
- Tamilmani, K., Rana, N. P., Prakasam, N., & Dwivedi, Y. K. (2019). The battle of Brain vs. Heart: A literature review and meta-analysis of "hedonic motivation" use in UTAUT2. *International Journal of Information Management*, 46, 222-235.
- Venkatesh, V., Davis, F., & Morris, M. G. (2007). Dead or alive? The development, trajectory and future of technology adoption research. *Journal of the association for information systems*, 8(4), 267-286.

Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management science*, 46(2), 186-204.

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS quarterly*, 425-478.

Venkatesh, V., Thong, J. Y., & Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS quarterly*, 157-178.

Vogt, W. P., Gardner, D. C., & Haeffele, L. M. (2012). *When to use what research design*.

Yeoh, W., & Koronios, A. (2010). Critical success factors for business intelligence systems. *Journal of computer information systems*, 50(3), 23-32.