



AALBORG UNIVERSITY

2 JUNI 2025

KUNSTIG INTELLIGENS I REVISION

OPDAGELSE AF REGNSKABSMANIPULATION



CAND.MERC.AUD - SPECIALE

SÍMUN DAM (20203869)

VEJLEDER:
HANS HENRIK AABENHUS BERTHING

8.95 21.223,41
8.96 1.65 13.5

18.5 1.54 1,95
7,84 4.54 4,55

TEGN INKL. MELLEMRUM: 178.377
ANTAL NORMALSIDER: 74,32

Abstract

This thesis examines how artificial intelligence (AI) can be used to improve the detection of financial statement manipulation in audit practice. As financial data becomes increasingly complex, traditional audit procedures (often based on sampling and manual assessments) struggle to identify hidden irregularities and fraud. AI offers new possibilities through technologies such as machine learning, anomaly detection, and natural language processing, which enable full-population analysis and more targeted, data-driven auditing. However, the implementation of such technologies also raises important questions about acceptance, organizational readiness, and professional responsibility.

To explore how AI is perceived and applied in practice, the study uses a mixed-methods design. A systematic literature review is combined with three semi-structured interviews with senior professionals from KPMG, Deloitte, and Grant Thornton, as well as a quantitative survey answered by 46 auditors.

The Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) is applied as the primary analytical framework to investigate the factors influencing auditors' acceptance and use of AI. Empirical findings show that auditors generally view AI as a tool that can enhance audit quality and improve the detection of manipulation, particularly when the technology is perceived as user-friendly and effective. Statistical analysis confirms a significant link between perceived usefulness and expectations regarding the future integration of AI into audit practice.

In contrast, access to training and support from management or colleagues showed no significant effect on respondents' perceptions in the survey, although interview data suggest that these elements remain practically important. Across both data sources, AI is consistently understood as a support system rather than a replacement for professional judgment.

The study concludes that AI holds real potential to strengthen auditors' ability to uncover manipulation, but successful implementation depends on more than just technical performance. Factors such as organizational support, data quality, ethical standards, and training must also be addressed to ensure responsible and meaningful use. By integrating theoretical, empirical, and practical insights, the thesis contributes to a deeper understanding of how AI can be embedded in modern audit practice and offers guidance for firms and stakeholders navigating this transformation.

Indholdsfortegnelse

1. Indledning.....	4
1.1 Problemfelt.....	5
1.2 Problemformulering	6
1.2.1 Undersøgelsesspørgsmål og hypoteser	6
1.3 Afgrænsning.....	7
1.4 Oversigt over projektets struktur	9
2. Videnskabsteori og metode.....	11
2.1 Grundlæggende antagelser	11
2.2 Videnskabsteoretisk position.....	12
2.3 Slutningsform	13
2.4 Forskningsdesign	14
2.5 Dataindsamling og analysestrategi.....	16
2.6 Validitet, reliabilitet og etiske overvejelser	20
3. Teori.....	22
3.1 AI-teknologier i revisionspraksis.....	22
3.1.1 Machine Learning.....	23
3.1.2 Anomaly Detection.....	24
3.1.3 Natural Language Processing.....	25
3.1.4 AI som beslutningsunderstøttelse og dens begrænsninger.....	26
3.2 UTAUT-teorien.....	28
3.2.1 UTAUT's baggrund	28
3.2.2 Centrale faktorer	30
3.2.3 Modererende faktorer	34
3.2.4 Modellens styrker.....	37
3.2.5 Modellens begrænsninger.....	38
4. Litteraturstudie	39
4.1 AI's rolle i opdagelsen af regnskabsmanipulation.....	40
4.2 Faktorer, der påvirker teknologiaccept.....	41

4.2.1 Individuelle faktorer	42
4.2.2 Organisatoriske faktorer	43
4.2.3 Eksterne faktorer	43
4.3 Barrierer for anvendelse af AI	44
4.3.1 Teknologiske barrierer	44
4.3.2 Organisatoriske barrierer	44
4.3.3 Eksterne barrierer	45
4.4 Videnshuller og forskningsudfordringer	45
5. Analyse	47
5.1 Teknologiens funktionalitet: En interviewanalyse	47
5.1.1 Anvendelse og funktionelle styrker	47
5.1.2 AI's begrænsninger og behov for dømmekraft	49
5.1.3 Brugervenlighed og træning	51
5.1.4 Ledelsesopbakning og organisatoriske forhold	52
5.1.5 Etik, regulering og risikohåndtering	53
5.2 Accept og anvendelse: En spørgeskemaanalyse	54
5.2.1 Deskriptiv analyse	54
5.2.2 Hypotesetest og dybdegående analyse	60
5.2.3 Samspil mellem faktorer	69
5.2.4 Kritisk vurdering	73
5.3 Sammenkobling af kvalitative og kvantitative resultater	74
6. Diskussion	78
6.1 Styrker og begrænsninger af AI i revisionspraksis	78
6.2 Sammenhæng mellem teori og praksis	80
6.3 Praktiske konsekvenser	82
6.4 Projektets begrænsninger	83
6.5 Fremtidige perspektiver	85
7. Konklusion	87
8. Referencer	89

1. Indledning

Regnskabsrapportering spiller en vigtig rolle i moderne økonomier, hvor gennemsigtighed og tillid er afgørende for at sikre økonomisk stabilitet. Finansielle rapporter bruges ikke kun af virksomheder til intern styring, men er også vigtig information for investorer, kreditorer og offentlige myndigheder. De danner grundlag for vurderinger af virksomheders økonomiske sundhed, risikoprofil og fremtidsudsigter og har dermed direkte indflydelse på beslutninger, investeringer og regulering (Andersen, Andersen et al. 2021, pp. 17–19).

Selvom der er omfattende regler og revisionsstandards for at sikre, at regnskaber er korrekte, er regnskabsmanipulation stadig et stort problem, der truer tilliden til de finansielle systemer. Skandaler som Enron og Wirecard har vist, hvordan selv veletablerede virksomheder har formået at manipulere deres regnskaber, ofte uden at blive opdaget i tide. Ifølge formanden for National Financial Reporting Authority har sådanne sager afsløret alvorlige mangler i de traditionelle revisionsmetoder og understreget behovet for en styrket professionel skepsis, uafhængighed og brug af mere pålidelige data og kontrolmekanismer (Dave 2020).

Samtidig er den teknologiske udvikling gået hurtigt, og virksomheder bruger i dag mere avancerede systemer og håndterer langt større mængder data, både struktureret og ustruktureret. Det gør det svært for traditionelle revisionsmetoder at følge med. Når man primært arbejder med stikprøver og manuelle analyser, kan det være svært at opdage mønstre og uregelmæssigheder, som kræver mere avancerede analyser (Hayek, Noordin et al. 2022, pp. 477–480).

Det har ført til en voksende interesse for nye teknologiske løsninger i revisionsbranchen, hvor kunstig intelligens (AI) ofte fremhæves som en måde at styrke kvaliteten, øge effektiviteten og forbedre evnen til at opdage risici. Men selvom teknologien er tilgængelig, er det ikke enkelt at tage den i brug. AI's betydning for revisionsarbejdet afhænger ikke kun af, hvad teknologien kan, men også af, hvordan den bliver modtaget og brugt i praksis. Det rejser spørgsmålet om, hvordan AI kan anvendes i revisionen for at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation, og hvilke forhold der har betydning for, at teknologien skaber værdi i praksis.

1.1 Problemfelt

Traditionelle revisionsmetoder er under stigende pres. De bygger typisk på stikprøver og manuelle analyser, som er tidskrævende og ofte utilstrækkelige til at identificere komplekse mønstre af regnskabsmanipulation. I takt med at virksomheder genererer større mængder data og arbejder i mere avancerede IT-systemer, bliver det tydeligt, at der er behov for nye og bedre værktøjer i revisionsarbejdet (Hayek, Noordin et al. 2022).

Kunstig intelligens bliver ofte nævnt som en del af løsningen. Teknologier som machine learning (ML) gør det muligt at analysere hele datasæt og finde mønstre og afvigelser, som ellers kan være svære at opdage. Anomaly detection kan identificere transaktioner, der ikke følger det forventede billede, og natural language processing (NLP) kan fx bruges til at gennemgå ustrukturerede tekstdokumenter som ledelseserklæringer, noter og kontrakter (Han, Shiwakoti et al. 2023, Investopedia 2021). Ifølge artiklen "Artificial Intelligence Adoption Among Accountants in the UAE" kan AI ikke bare effektivisere arbejdet, men også forbedre mulighederne for at finde tegn på manipulation, som de traditionelle metoder ofte overser (Casino Paderanga, Soni et al. 2023, p. 63).

Flere revisionsfirmaer har allerede implementeret AI-baserede løsninger. Eksempelvis bruger PwC GL.ai til transaktionsanalyse, KPMG benytter Clara, og Deloitte har udviklet Ascend og Argus, der integrerer ML og store sprogmodeller til at forbedre revisionsprocesser. EY benytter både EY.ai og EY Helix GL Anomaly Detector (Helix GLAD), som bruger avancerede algoritmer til at opdage afvigelser i regnskaber (PwC 2017, KPMG 2024, EY 2019, Deloitte 2024a, Thomas H. Davenport 2016). Ud over disse løsninger bruges også uafhængige AI-systemer som MindBridge AI Auditor, der kombinerer ML og statistiske metoder til at vurdere risikoen for besvigelser i finansielle data (MindBridge 2024). Disse teknologier forbedrer revisionsprocessen ved at øge effektiviteten, opdage afvigelser hurtigere og minimere risikoen for menneskelig fejl.

Men selvom teknologien er til stede, betyder det ikke, at den automatisk bliver en succes. AI skal bruges rigtigt for at skabe værdi, og det kræver både accept og forståelse hos dem, der skal arbejde med den. Forskning viser, at det blandt andet handler om, hvor let teknologien er at bruge, om den opleves som en fordel, og om der både er opbakning fra ledelsen og adgang til de nødvendige teknologiske ressourcer. Unified Theory of Acceptance and Use of Technology

(UTAUT) er en model, der kan bruges til at undersøge disse forhold og vurdere, om teknologien bliver taget i brug i praksis (Venkatesh, Morris et al. 2003).

Revisionsbranchen er derfor i gang med en større omstilling, hvor det er vigtigt at forstå både de teknologiske muligheder og de organisatoriske, menneskelige og etiske faktorer, der påvirker teknologiens succes. Som understreget i artiklen ”Challenges and Opportunities of Implementing Artificial Intelligence in Auditing Practices: A Case Study of Nigerian Accounting Firms”, kræver det en balanceret tilgang, hvor AI hverken bliver overvurderet som løsning eller undervurderet som udfordring (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024).

1.2 Problemformulering

På baggrund af ovenstående identificeres et behov for at undersøge, hvordan kunstig intelligens konkret kan anvendes i revisionsarbejdet med henblik på at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation. AI-teknologier anvendes i stigende grad i branchen, men der mangler fortsat en dybere forståelse af, hvordan teknologien fungerer i praksis, og hvilke muligheder og begrænsninger der knytter sig til dens anvendelse i revisionssammenhæng.

Projektet tager derfor udgangspunkt i følgende problemformulering:

Hvordan kan kunstig intelligens anvendes til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation i revisionspraksis?

Med henblik på at besvare problemformuleringen gennemføres både kvalitative og kvantitative undersøgelser, hvor empirien analyseres med udgangspunkt i en række undersøgelsesspørgsmål og hypoteser. Disse er udviklet med afsæt i både teori og tidligere forskning og danner det metodiske og analytiske grundlag for projektet.

1.2.1 Undersøgelsesspørgsmål og hypoteser

Undersøgelsesspørgsmål 1

- Hvordan vurderer revisorer AI's evne til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation?

- **Hypotese 1 (H1):** Revisorer vurderer, at AI forbedrer deres evne til at opdage regnskabsmanipulation.

Undersøgelsesspørgsmål 2

- Hvordan har brugervenlighed indflydelse på revisorers forventning om, at AI bliver integreret i fremtidens revisionsarbejde?
 - **Hypotese 2 (H2):** Revisorer, der oplever AI som brugervenligt, forventer i højere grad, at teknologien bliver en integreret del af revisionsarbejdet om fem år.

Undersøgelsesspørgsmål 3

- Har adgang til træning i AI betydning for revisorers vurdering af teknologiens evne til at opdage regnskabsmanipulation?
 - **Hypotese 3 (H3):** Revisorer, der har adgang til træning i AI, vurderer i højere grad, at teknologien forbedrer deres evne til at opdage regnskabsmanipulation.

Undersøgelsesspørgsmål 4

- I hvilken grad påvirker ledelsesmæssig og kollegial opbakning revisorers oplevelse af frivillighed i brugen af AI?
 - **Hypotese 4 (H4):** Ledelsesmæssig og kollegial opbakning har en positiv indvirkning på revisorers oplevelse af frivillighed i brugen af AI.

1.3 Afgrænsning

Dette projekt fokuserer på anvendelsen af kunstig intelligens i revisionspraksis med henblik på at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation. Undersøgelsen afgrænses til følgende områder for at sikre en målrettet og relevant analyse.

Projektet koncentrerer sig om tre specifikke AI-teknologier, som også behandles i teoriafsnittet, herunder ML, anomaly detection og NLP. Disse teknologier er valgt, da de ifølge både litteraturen og den empiriske analyse har særligt potentiale i forhold til at identificere mønstre, uregelmæssigheder og sproglige afvigelser i finansielle data. Andre teknologier som RPA og blockchain nævnes i enkelte kilder i litteraturstudiet, men inddrages ikke i analysen og behandles derfor ikke systematisk i projektet.

Undersøgelsen retter sig mod den eksterne revisionsbranche og omfatter revisorer og revisionsfirmaer, som udfører lovpligtige revisioner. Interne kontrolfunktioner i virksomheder og myndighedernes rolle i regulering af revision inddrages kun i det omfang, det er nødvendigt for at belyse AI's anvendelse i revisionspraksis.

Projektet bruger UTAUT-modellen som primær teoretisk ramme til at analysere de faktorer, der påvirker revisorerens accept og vurdering af AI. Andre modeller for teknologiaccept, såsom TAM, indgår ikke i analysen, da UTAUT vurderes at give en mere omfattende forståelsesramme.

Undersøgelsen bygger på både kvalitative interviews og en spørgeskemaundersøgelse. Spørgeskemaet blev distribueret via faglige netværk på LinkedIn og i revisionsrelaterede Facebook-grupper, men der blev ikke indsamlet data om respondenternes geografiske placering. Derfor kan det ikke med sikkerhed fastslås, at alle respondenter har tilknytning til Danmark. Analysen fortolkes dog primært inden for rammerne af en vestlig revisionskontekst, hvor internationale revisionsstandarder og niveau af digitalisering er sammenlignelige med danske forhold.

Projektet fokuserer udelukkende på regnskabsmanipulation som form for besvigelser. Selvom ISA 240 også omfatter misbrug af aktiver, behandles denne type besvigelser ikke i projektet. Valget skyldes, at regnskabsmanipulation i højere grad relaterer sig til de typer af uregelmæssigheder, hvor AI-teknologier som ML, anomaly detection og NLP vurderes at have størst potentiale. Ved at afgrænse til regnskabsmanipulation sikres et mere målrettet og teknologirelevant analysegrundlag.

Endelig fokuserer projektet på den aktuelle anvendelse af AI og de udfordringer, der gør sig gældende på undersøgelsestidspunktet. Fremtidige teknologiske gennembrud og langsigtede konsekvenser for revision behandles ikke systematisk, men berøres kort i diskussionen.

Denne afgrænsning er med til at sikre, at projektet har et klart analytisk fokus, en sammenhængende metode og tager udgangspunkt i en konkret anvendelsessituation med relevans for revisionspraksis.

1.4 Oversigt over projektets struktur

Dette afsnit giver et samlet overblik over projektets struktur og indhold. Projektet er opbygget omkring syv hoveddele: Indledning, Videnskabsteori og Metode, Teori, Litteraturstudie, Analyse, Diskussion og Konklusion. Hver del bidrager med et særskilt perspektiv på problemstillingen og er udformet med henblik på at skabe en sammenhængende og analytisk helhed. Figuren nedenfor giver et visuelt overblik over projektets struktur.



Figur 1: Projektets struktur - Kilde: Egen tilvirkning

Projektet indledes med en introduktion, hvor baggrunden for emnet præsenteres, og relevansen af at undersøge AI i relation til regnskabsmanipulation belyses. Her præsenteres problemformuleringen og afgrænsningen, som sætter rammen for undersøgelsen. Fokus er på, hvordan AI kan anvendes som et revisionsværktøj, og hvilke forhold der har betydning for teknologiens anvendelse i praksis.

Dernæst beskrives den videnskabsteoretiske og metodiske tilgang, der ligger til grund for undersøgelsen. Det forklares, hvordan den kritiske realistiske position og det funktionalistiske paradigme har formet undersøgelsens design, og hvordan kombinationen af kvalitative og

kvantitative metoder anvendes til at opnå en bredere forståelse. Det redegøres for valg af dataindsamling, herunder interviews med personer fra revisionsbranchen og spørgeskemadata fra et bredere udsnit af revisorer. Det metodiske grundlag uddybes også med hensyn til reliabilitet, validitet og etiske overvejelser.

Herefter introduceres den teoretiske ramme, hvor relevante AI-teknologier og UTAUT-modellen præsenteres. UTAUT udgør grundlaget for analysen af revisors accept af AI og bidrager til forståelsen af, hvilke faktorer der fremmer eller bremser teknologiens anvendelse. Samtidig diskuteres AI's teknologiske egenskaber og hvordan disse spiller sammen med revisionsfaglighed og dømmekraft.

Den efterfølgende del består af et forskningsbaseret litteraturstudie, som belyser AI's rolle i opdagelsen af regnskabsmanipulation, faktorer for accept samt barrierer for implementering. Litteraturen gennemgås systematisk, og der identificeres både teoretiske og empiriske videnshuller, som projektet forsøger at belyse nærmere.

Herefter følger analysen, hvor de kvalitative og kvantitative resultater præsenteres. Først analyseres interviews med revisorer med erfaring i brugen af AI. Derefter undersøges spørgeskemadata ved hjælp af deskriptiv statistik og regressionsanalyser. De to analysetilgange sammenholdes i en triangulering, som skaber en mere helhedsorienteret forståelse af teknologiens rolle og anvendelse i praksis.

Afslutningsvis diskuteres projektets vigtigste resultater og deres betydning for revisionspraksis og teori. Her belyses også projektets metodiske begrænsninger samt perspektiver for fremtidig forskning. Projektet afsluttes med en konklusion, hvor resultaterne opsummeres i forhold til problemformuleringen.

2. Videnskabsteori og metode

2.1 Grundlæggende antagelser

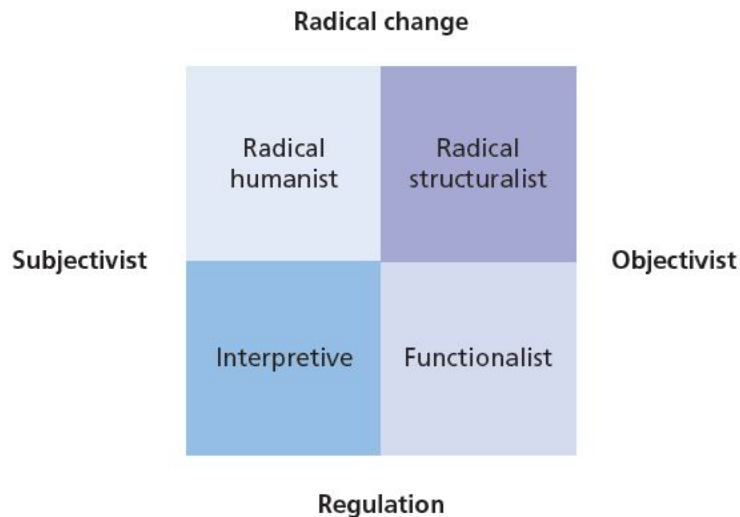
For at redegøre for de grundlæggende antagelser i dette projekt tages der udgangspunkt i Saunders et al.'s fire paradigmer for organisationsanalyse. En central dimension i denne model er forholdet mellem objektivitet og subjektivitet. Objektivitet indebærer, at den sociale realitet eksisterer uafhængigt af forskeres viden om den, og at videnskabelig erkendelse opnås gennem observerbare og målbare fakta. Subjektivitet antager derimod, at den sociale verden er konstrueret gennem menneskelig interaktion, kommunikation og fortolkning.

Dette projekt bygger på en pragmatisk tilgang, hvor der indgår både objektive og subjektive erkendelsesformer. Dette indebærer en anerkendelse af, at revisors holdninger til AI kan undersøges gennem empiriske data, samtidig med at deres oplevelser og fortolkninger af teknologien også har stor betydning. Denne tilgang gør det muligt at integrere både kvantitative og kvalitative metoder i undersøgelsen. Spørgeskemaundersøgelsen bidrager med en objektiv måling af revisors vurderinger af AI's anvendelighed og funktion i revisionsarbejdet, mens interviews belyser de subjektive fortolkninger af AI's rolle i praksis.

En anden vigtig dimension i Saunders et al.'s model er spændingsfeltet mellem regulering og radikal forandring. Regulering indebærer, at forskning fokuserer på at optimere og forbedre eksisterende processer inden for de nuværende strukturer, mens radikal forandring sigter mod at omstrukturere og transformere organisationer fundamentalt. Dette projekt placerer sig inden for reguleringsperspektivet, da formålet er at undersøge, hvordan AI kan integreres i revisionsbranchen uden at ændre dens grundlæggende struktur.

På baggrund af disse antagelser vurderes det, at projektet befinder sig inden for funktionalistparadigmet. Funktionalistparadigmet anvendes ofte i erhvervsøkonomiske studier og fokuserer på rationelle forklaringer og anbefalinger til forbedringer inden for eksisterende rammer. I dette projekt tages der udgangspunkt i revisors nuværende arbejdspraksis med henblik på at undersøge, hvordan anvendelsen af AI i revision kan styrkes og udvikles.

Figur 2 viser de fire paradigmer for organisationsanalyse. Figuren anvendes som et teoretisk udgangspunkt for at placere projektet i det funktionalistiske paradigme, som kendetegnes ved et objektivistisk udgangspunkt og et fokus på regulering frem for radikal forandring.



Figur 2: Four paradigms for organisational analysis. Kilde: (Saunders, Lewis et al. 2019, p. 140)

2.2 Videnskabsteoretisk position

I dette projekt anvendes en kritisk realistisk videnskabsteoretisk position, da denne tilgang kombinerer en realistisk ontologi med en erkendelse af, at viden er socialt konstrueret. Kritisk realisme søger at forstå de underliggende mekanismer, der påvirker observerbare fænomener, og anerkender dermed, at virkeligheden eksisterer uafhængigt af vores erkendelse af den, men at vores forståelse af denne virkelighed er præget af sociale og historiske faktorer.

Ontologisk set antager kritiske realister, at virkeligheden består af flere niveauer, herunder det empiriske, det faktiske og det dybe domæne. Det empiriske domæne refererer til de oplevelser og observationer, som individer gør sig. Det faktiske domæne dækker over begivenheder og fænomener, der finder sted, uanset om de observeres eller ej. Det dybe domæne omfatter de underliggende strukturer og mekanismer, som ikke umiddelbart kan observeres, men som har indflydelse på det faktiske og empiriske domæne (Nielsen 2018, pp. 29–30).

Epistemologisk anerkender kritisk realisme, at videnskabelig viden aldrig er fuldstændig neutral eller objektiv sand, men at forskningens formål er at identificere og afdække relativt vedvarende strukturer og mekanismer, der påvirker observerbare fænomener. Dette betyder, at viden er betinget af sociale kontekster og historiske processer, men samtidig kan give en dybere forståelse af de årsagssammenhænge, der skaber bestemte mønstre i virkeligheden (Nielsen 2018, pp. 31–34).

I dette projekt er den kritisk realistiske tilgang særligt relevant, da undersøgelsen af, hvordan AI anvendes i praksis og vurderes af revisorer, kræver en kombination af kvantitative og kvalitative metoder. De kvantitative metoder kan identificere mønstre i teknologiaccept og anvendelse, mens de kvalitative metoder kan give en kontekstuel forståelse af de bagvedliggende årsager til disse mønstre. Dette er i overensstemmelse med kritisk realismes erkendelse af, at sociale fænomener bedst forstås gennem en kombination af forskellige metodiske tilgange (Saunders, Lewis et al. 2019, p. 148).

Den kritisk realistiske position gør det muligt at analysere, hvordan strukturelle faktorer, såsom teknologisk udvikling og organisatoriske rammer, påvirker revisors anvendelse af AI, samtidig med at der tages højde for revisors individuelle oplevelser og holdninger. Ved at integrere både objektive og subjektive aspekter i analysen sikres en mere holistisk forståelse af de udfordringer og muligheder, AI bringer med sig i revisionsbranchen.

2.3 Slutningsform

I dette projekt anvendes en retroduktiv tilgang, som i den kritisk realistiske tradition kombinerer deduktion og induktion med henblik på at identificere bagvedliggende årsager. Denne tilgang indebærer, at undersøgelsen tager udgangspunkt i et observeret fænomen i nutiden og søger at afdække de strukturer og forhold, der har bidraget til dets fremkomst (Saunders, Lewis et al. 2019, pp. 155–156).

Retroduktion er særligt relevant i dette projekt, da undersøgelsen fokuserer på, hvordan AI kan forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation i revisionsprocessen. Ved at analysere både teknologisk udvikling og ændringer i revisionspraksis over tid, kan projektet identificere, hvilke forhold der har påvirket implementeringen og anvendelsen af AI. Denne tilgang muliggør en dybere forståelse af, hvordan anvendelsen af AI i revision er formet af strukturelle og historiske kontekster. Desuden gør den retroduktive tilgang det muligt at undersøge, hvordan revisors oplevelser og vurderinger af AI formes af udviklingen i revisionsbranchen. Ved at kombinere kvalitative interviews og kvantitative spørgeskemadata opnås en forståelse af både mønstre i teknologiaccept og de bagvedliggende årsager.

2.4 Forskningsdesign

Dette projekt bygger på en mixed-methods tilgang, hvor kvalitative og kvantitative metoder kombineres for at belyse problemstillingen fra flere perspektiver. Valget af denne metode er motiveret af behovet for at skabe en forståelse af, hvordan AI konkret kan anvendes til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation i revisionsbranchen.

En central del af undersøgelsen er et systematisk litteraturstudie, der kortlægger eksisterende forskning om AI's anvendelse i revision. Litteraturstudiet bidrager til en teoretisk forståelse af teknologiens funktion, potentiale og begrænsninger, og danner dermed grundlag for operationaliseringen af problemformuleringen og udviklingen af projektets hypoteser.

Litteraturstudiet er udarbejdet med udgangspunkt i en systematisk søgning efter relevant og opdateret forskning om anvendelsen af kunstig intelligens i revisionspraksis. Der er særlig fokuseret på at finde nyere studier, da AI udvikler sig så hurtigt, og hvor ældre litteratur ofte ikke afspejler de nyeste teknologiske og praksisrelaterede udviklinger.

Søgningen er primært gennemført via Google Scholar, AAU's biblioteksdatabase, Scopus samt det visuelle værktøj Connected Papers, som blev brugt til at finde relaterede og anerkendte kilder. Der er anvendt en række relevante søgeord og kombinationer heraf, herunder blandt andet: "AI auditing", "fraud detection with AI", "machine learning audit", "artificial intelligence accounting", "AI auditor acceptance", "AI implementation audit", "audit technology adoption" og "AI in external auditing". Der blev desuden brugt kombinationer af søgeord med AND/OR og efterfølgende filtrering på publikationstype og udgivelsesår, så kun relevante og kvalificerede kilder blev medtaget.

Der er primært inkluderet nyere kilder fra perioden 2018-2025, med særligt fokus på forskning udgivet efter 2020. Ældre kilder er kun medtaget, hvis de har grundlæggende teoretisk relevans, herunder fx Venkatesh et al. (2003) i forbindelse med UTAUT-modellen samt kilder om audit analytics og forskningsmetode.

Udvælgelsen blev gjort ud fra relevans i forhold til projektets fokusområder, herunder AI's rolle i opdagelsen af regnskabsmanipulation, de forhold der påvirker teknologiaccept samt barrierer for implementering. De udvalgte kilder danner grundlag for litteraturstudiets struktur og anvendes aktivt til at formulere og præcisere hypoteser og valg af analysestrategi.

I den indledende fase af litteratursøgningen blev der fundet 21 kilder, som på baggrund af titel og abstract vurderes at være relevante for projektets problemstilling. Disse blev efterfølgende læst i fuld tekst, hvorefter der blev foretaget en systematisk sortering. Kilder, som viste sig ikke at behandle emnet tilstrækkeligt præcist, eller som overlappede indholdsmæssigt med andre, blev fravalgt. Det endelige litteraturstudie baserer sig på 10 forskningsbaserede og videnskabelige kilder, herunder peer-reviewede artikler og litteraturreviews. Derudover anvendes enkelte praksisnære kilder, herunder firmamateriale og pressemeddelelser fra PwC, Deloitte, EY, KPMG og Mindbridge. Disse fungerer som illustrative eksempler, men indgår ikke som en del af selve det videnskabelige litteraturgrundlag.

Den metodiske tilgang tager udgangspunkt i en sekventiel eksplorativ strategi, hvor kvalitative interviews gennemføres før den kvantitative spørgeskemaundersøgelse. Interviewene har til formål at belyse revisors erfaringer med og vurderinger af AI's rolle i praksis, herunder hvilke revisionsopgaver teknologien bruges til, og hvordan den opleves i forhold til effektivitet, anvendelighed og organisatoriske forhold. De kvalitative indsigter anvendes derefter til at informere spørgeskemaets udformning, så de kvantitative data kan anvendes til at teste fire hypoteser udviklet med udgangspunkt i teori og empiri.

I tråd med forskningsdesignets eksplorative og forklarende karakter anvendes en kombination af en fænomenologisk tilgang i interviewfasen og en deduktiv tilgang i spørgeskemaanalysen. Den fænomenologiske tilgang gør det muligt at få en forståelse af revisors subjektive oplevelser og praksisrelaterede udfordringer i forbindelse med AI, mens den deduktive tilgang muliggør en systematisk testning af hypoteser baseret på UTAUT-modellen.

For at sikre metodisk sammenhæng og validitet er undersøgelsen struktureret således, at den kvalitative del danner grundlag for den kvantitative analyse. Dette styrker undersøgelsens forklaringskraft og sikrer, at analysen hviler på både erfaringsbaseret og målbar viden. Forskningsdesignet skaber dermed en ramme, der gør det muligt at identificere, hvordan AI anvendes i revision, og hvilke teknologiske og organisatoriske forhold der har betydning for, at AI kan bidrage til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation.

2.5 Dataindsamling og analysestrategi

For at sikre en systematisk tilgang til undersøgelsen af, hvordan kunstig intelligens kan anvendes til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation, er dataindsamlingen opdelt i to faser, der integrerer både kvalitative og kvantitative metoder.

Den første fase består af tre semistrukturerede interviews med revisorer, som har praktisk erfaring med eller faglig indsigt i AI's rolle i revisionsarbejdet. Interviewene blev gennemført via Microsoft Teams i marts 2025 og varede hver ca. 30 minutter. Samtalerne blev optaget med informanternes samtykke og efterfølgende transskriberet fra talesprog til skriftsprog. Det betyder, at kropssprog, mimik og andre ikke-sproglige udtryk under interviewene ikke fremgår, hvilket udgør en naturlig begrænsning i fortolkningen.

De tre interviewpersoner repræsenterer forskellige faglige perspektiver og organisatoriske tilgange til AI:

- **Amanda Jess** er Senior Manager i KPMG og arbejder i virksomhedens faglige afdeling med ansvar for revisionsmetodik og implementering af teknologiske løsninger i praksis (bilag A)
- **Martin Brogaard Nielsen** er Equity Partner hos Grant Thornton med ansvar for risk assurance og compliance. Han arbejder særligt med regulatoriske forhold omkring AI, herunder DORA og AI Act (bilag B).
- **Martin Fjeldbonde** er COO for Deloitte Norden og har stået i spidsen for teknologisk transformation i virksomheden. Han har dyb erfaring med at udvikle og implementere AI-løsninger i stor skala (bilag C).

Interviewpersonerne blev fundet med henblik på at opnå kvalificeret indsigt i anvendelsen af AI i revisionspraksis. Amanda Jess blev kontaktet efter at have medvirket i en podcast om emnet, mens de øvrige informanter blev fundet via målrettet søgning på både LinkedIn og direkte på virksomhedernes hjemmeside. I alt blev seks potentielle deltagere kontaktet, fra både store og mindre revisionsvirksomheder. Tre af dem takkede ja til at deltage, mens de øvrige enten ikke svarede eller ikke havde mulighed for at medvirke. Alle deltagere modtog skriftlig information om projektets formål og gav samtykke til interview og optagelse.

Formålet med interviewene er at opnå dybdegående forståelse af, hvordan AI konkret anvendes i revisionspraksis, herunder hvilke funktioner teknologien håndterer, og hvilke fordele og udfordringer revisorer oplever i forbindelse med brugen. Interviewguiden er udarbejdet med udgangspunkt i relevant teori og litteratur, herunder dimensioner fra UTAUT-modellen, hvilket sikrer, at både teknologiske og organisatoriske perspektiver afdækkes. Den anvendte interviewguide fremgår af bilag D

De kvalitative data analyseres ved hjælp af tematisk analyse med inspiration fra Braun og Clarke. Den tematiske analyse er struktureret i fem trin: Det første trin er gennemlæsning af det transskriberede materiale for at opnå et helhedsindtryk. Andet trin består i at finde nøgleudsagn og passager, som efterfølgende kodes med afsæt i relevante begreber fra UTAUT-modellen. I tredje trin grupperes koderne i overordnede temaer, der reflekterer fællestræk og variationer i informanternes udsagn. Fjerde trin omfatter en dybere fortolkning og sammenstilling af temaerne for at identificere mønstre og sammenhænge. I femte og sidste trin udvælges repræsentative citater, der anvendes til at illustrere og underbygge analysens resultater (Braun, Clarke 2006).

Kodningen er både deduktiv og induktiv. Der arbejdes systematisk med begreber fra eksisterende teori, samtidig med at nye perspektiver, der opstår undervejs i analysen, også inddrages. For at sikre transparens og validitet gengives citaterne ordret og med henvisning til relevante bilag.

Den anden fase består af en kvantitativ spørgeskemaundersøgelse, som distribueres bredt med henblik på at indsamle data fra revisorer med praktisk erfaring. Spørgeskemaet er udarbejdet på baggrund af interviewresultater, relevant litteratur og centrale dimensioner fra UTAUT-modellen, som danner grundlag for spørgsmål om *performance expectancy*, *effort expectancy*, *social influence*, og *facilitating conditions*. Disse begreber anvendes analytisk til at undersøge de forhold, der har betydning for, at AI kan anvendes effektivt i revisionsarbejdet. Spørgeskemaets fulde indhold, herunder de anvendte spørgsmål, svarkategorier og svarfordelinger, fremgår af bilag E.

Formålet med spørgeskemaet er at teste fire hypoteser, der relaterer sig til AI's vurderede effektivitet, brugervenlighed og organisatoriske støtte og udbredelse i praksis. Data analyseres ved hjælp af deskriptiv statistik og regressionsanalyse for at identificere sammenhænge mellem

de forskellige variabler og dermed belyse, under hvilke betingelser AI bedst bidrager til at opdage regnskabsmanipulation.

Spørgeskemaet blev udarbejdet og publiceret via Google Forms og blev distribueret via en kombination af sociale medier og direkte kontakt til revisionsfirmaer. Det blev første gang delt den 15. marts 2025 og var åbent frem til den 1. maj 2025. I denne periode blev det delt på LinkedIn og i relevante faglige Facebook-grupper samt sendt direkte til en række revisionsfirmaer via e-mail. Det blev tydeligt kommunikeret, at undersøgelsen udelukkende var for revisorer, og at formålet var at undersøge, hvordan AI anvendes i praksis, samt hvilke faktorer der påvirker revisorers accept af teknologien. Spørgeskemaet tog ca. to minutter at besvare og var helt anonymt. I alt indkom 46 besvarelser.

I analysen af spørgeskemadata gennemføres først en deskriptiv analyse for at give overblik over respondenternes baggrund og deres vurderinger af AI. Derefter udføres fire separate lineære regressionsanalyser, der hver tester en hypotese. Variablerne er kodet numerisk, herunder ja/nej-svar som binære variable (0/1), og Likert-skalaer behandles som intervaldata, hvilket gør dem egnede til regressionsanalyse. Analyserne gennemføres i Python, et programmeringssprog velegnet til dataanalyse, ved hjælp af bibliotekerne pandas, statsmodels og seaborn. Alt analysearbejde er udført i Google Colab.

For at sikre transparens i analysen og læsevenlighed i regressionstabellerne er de originale spørgeskemaspørgsmål blevet omsat til korte, kodede variabelnavne. Tabel 1 nedenfor viser, hvordan de enkelte spørgsmål er blevet navngivet i datasættet:

Variabelnavn	Spørgsmålsformulering
køn	1. Hvad er dit køn?
alder	2. Hvad er din alder?
arbejder_i_revisionsfirma	3. Arbejder du i et revisionsfirma?
erfaring	4. Hvor mange års erfaring har du som revisor?
ai_brug_i_virksomheden	5. Bruger din virksomhed AI i revisionsprocessen?
ai_træning_i_virksomheden	6. Tilbyder din virksomhed træning i AI?
ressourcer_til_implemterering	7. Har din virksomhed de nødvendige ressourcer til at implementere AI?

ai_opdager_manipulation	8. Jeg tror, at AI vil hjælpe mig med at opdage regnskabsmanipulation hurtigere og mere præcist
ai_forbedrer_kvalitet	9. AI vil forbedre revisionskvaliteten i fremtiden
brugervenlighed	10. Hvor brugervenlig mener du, at AI er i revisionsarbejdet?
træningsbehov	11. Hvor meget træning kræver AI for at være effektiv i revision?
ledelsesopbakning	12. Min ledelse opfordrer mig til at bruge AI i mit revisionsarbejde
kollegial_opbakning	13. Mine kollegaer opfordrer mig til at bruge AI i mit revisionsarbejde
virksomhed_opfordrer	14. Opfordrer din virksomhed til brug af AI?
ai_reducerer_revisorebehov	15. AI vil reducere behovet for revisorer i fremtiden
ai_integration_5år	16. Tror du, at AI vil være en integreret del af revision om 5 år?
ai_erstatte_arbejde	17. AI vil erstatte en betydelig del af revisorers arbejde i fremtiden
frivillighed	18. Min brug af AI i revisionsarbejdet er frivillig og ikke et krav fra min virksomhed

Tabel 1 - Oversigt over variabelnavne

Et udsnit af den anvendte kode og tilhørende outputs fremgår af bilag F. Ud over de fire hypotesetest udføres en samlet regressionsmodel med flere samtidige forklaringsvariable og en interaktionseffekt mellem brugervenlighed og erfaring. Denne analyse bidrager til en bedre forståelse af, hvordan centrale faktorer spiller sammen i vurderingen af AI's fremtidige rolle i revisionsbranchen.

For at undgå at miste data grundet enkelte ubesvarede spørgsmål blev manglende værdier i de kvantitative data håndteret ved imputering. Konkret er de tomme felter i Likert-skala-baserede spørgsmål blevet udfyldt med den mest hyppige (mode) værdi i den pågældende variabel. Denne tilgang er valgt for at bevare et tilstrækkeligt datagrundlag til regressionsanalyse og minimere bias, der kunne opstå ved at frasortere observationer. Beslutningen er truffet med hensyntagen til stikprøvens størrelse og antallet af manglende værdier, som vurderes begrænset.

Litteraturstudiet spiller en central rolle i udviklingen af både interviewguiden og spørgeskemaet. De teoretiske indsigter anvendes til at sikre, at datagrundlaget understøtter analysen af AI's funktionalitet og anvendelsesbetingelser i revisionsammenhæng. Kombinationen af kvalitative og kvantitative metoder giver mulighed for at sammenholde individuelle erfaringer med generelle tendenser i branchen. De kvalitative data bidrager med kontekst og dybde, mens de kvantitative data muliggør testning af generaliserbare sammenhænge.

Denne metodiske tilgang sikrer en grundig og nuanceret analyse af, hvordan AI anvendes i revisionsbranchen, og hvilke faktorer der understøtter teknologiens potentiale i forhold til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation.

2.6 Validitet, reliabilitet og etiske overvejelser

For at sikre kvaliteten og troværdigheden af dette projekt, er det vigtigt at forholde sig til validitet, reliabilitet og etiske overvejelser. Validitet omhandler, hvorvidt de anvendte metoder reelt måler det tilsigtede fænomen, mens reliabilitet refererer til undersøgelsens pålidelighed, dvs. om metoderne ville give samme resultat ved en gentagelse under lignende betingelser (Saunders, Lewis et al. 2019, pp. 213–214).

Validiteten sikres gennem en kombination af litteraturstudie og empiriske data, hvor teoretiske perspektiver danner grundlag for udviklingen af både interviewguide og spørgeskema. Der foretages en systematisk gennemgang af eksisterende forskning om AI i revisionsbranchen, hvilket danner fundament for operationaliseringen af de fire hypoteser. Desuden sammenlignes empiriske resultater med tidligere studier og praksis i revisionsbranchen, herunder anvendelsen af konkrete AI-løsninger hos revisionsfirmaer som Deloitte, EY, KPMG og PwC. Dette sikrer en stringent og sammenhængende forklaring af undersøgelsens resultater og øger pålideligheden af konklusionerne.

Reliabilitet styrkes ved at sikre en klar og transparent beskrivelse af forskningsmetoderne. Interviewguiden og spørgeskemaet er udviklet med udgangspunkt i eksisterende teori, herunder UTAUT-modellen, og interviewene er gennemført systematisk og transskriberet. I spørgeskemaundersøgelsen anvendes spørgsmål, som belyser respondenternes vurdering af

AI's anvendelse og funktion i praksis. Den samlede fremgangsmåde muliggør konsistens i datagrundlaget og åbner op for, at undersøgelsen kan repliceres i en tilsvarende kontekst.

De etiske overvejelser tager udgangspunkt i principper som anonymitet, informeret samtykke og datasikkerhed. Deltagerne i interviewundersøgelsen blev informeret om projektets formål og anvendelsen af deres svar, inden de gav deres samtykke. Derudover fik informanterne tilsendt en transskription af interviewet med mulighed for at gennemlæse og godkende indholdet, før det blev anvendt i analysen. Spørgeskemaundersøgelsen blev, som nævnt, udarbejdet i Google Forms, som indsamlede udelukkende anonyme besvarelser. Ingen personlige oplysninger blev registreret, og data blev opbevaret i overensstemmelse med gældende GDPR-regler. Dette sikrer både fortrolighed og beskyttelse af deltagernes oplysninger og understøtter ærlige og uafhængige svar.

Samlet set bidrager en systematisk tilgang til validitet, reliabilitet og etik til at styrke undersøgelsens videnskabelige kvalitet og troværdighed, hvilket sikrer, at resultaterne kan anvendes som et solidt grundlag for fremtidige studier og praktisk anvendelse af AI i revision.

3. Teori

Dette afsnit præsenterer den teoretiske ramme, som danner grundlaget for analysen af, hvordan kunstig intelligens kan anvendes i revisionspraksis, med særligt fokus på opdagelsen af regnskabsmanipulation. Formålet er at belyse, hvordan AI-teknologi relaterer sig til revisorers faglige arbejde og beslutningsprocesser. Det er derfor nødvendigt både at etablere en forståelse af relevante AI-teknologier og at inddrage en teori, der forklarer, hvordan sådanne teknologier accepteres og anvendes af brugere.

Afsnittet er struktureret i to dele. Først introduceres udvalgte AI-teknologier, som er særligt relevante i en revisionskontekst. Herunder beskrives deres funktion, anvendelsesmuligheder og begrænsninger, med fokus på ML, anomaly detection og NLP. Derudover relateres teknologierne til internationale revisionsstandarder og nationale krav, for at vise, hvordan AI kan spille sammen med revisorens faglige ansvar.

Dernæst præsenteres den centrale teori, der anvendes til at analysere teknologiaccept, nemlig Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT). Modellen gennemgås i dybden med fokus på dens baggrund, centrale faktorer, modererende forhold, styrker og begrænsninger. UTAUT anvendes som analytisk ramme til at forstå, hvilke faktorer der påvirker revisorers accept og anvendelse af AI i praksis.

3.1 AI-teknologier i revisionspraksis

Kunstig intelligens er en samlebetegnelse for teknologier, der gør det muligt for maskiner at efterligne menneskelig intelligens. Det omfatter blandt andet evnen til at lære af erfaringer, identificere mønstre, forstå sprog og træffe beslutninger baseret på data. I en revisionsfaglig kontekst anvendes AI primært til at analysere store datamængder, identificere risikoelementer og styrke revisorens beslutningsgrundlag. AI anvendes dog ikke som en erstatning for den menneskelige revisor, men som et værktøj, der kan øge effektiviteten, forbedre kvaliteten og udvide rækkevidden af revisionsprocedurer (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024, p. 34).

Anvendelsen af AI i revision er blevet muliggjort gennem stigende digitalisering af finansielle processer og en stor vækst i tilgængelige data. Revisorer står i dag overfor et teknologisk skifte,

hvor traditionelle revisionsmetoder gradvist suppleres af datadrevne og automatiserede tilgange. AI's evne til at identificere afvigelser og komplekse mønstre i store datamængder gør teknologien særlig anvendelig til opgaver relateret til risikovurdering og opdagelse af potentielle uregelmæssigheder.

I det følgende præsenteres tre centrale AI-teknologier, som har vist særlig relevans i revisionssammenhæng, herunder ML, anomaly detection og NLP.

3.1.1 Machine Learning

En af de mest centrale AI-teknologier i revisionspraksis er machine learning (ML). ML refererer til algoritmer, der er i stand til at lære fra historiske data og på den baggrund identificere mønstre, forudsige resultater og tilpasse sig nye input uden at være eksplicit programmeret til det enkelte formål. ML bruges til at udvikle modeller, der anvender statistiske metoder til løbende at forbedre deres præcision, efterhånden som de eksponeres for nye datasæt og erfaringer (Investopedia 2022).

I revisionsarbejdet anvendes ML fx til at analysere bilagsdata, finansielle transaktioner og kontobevægelser med henblik på at udpege poster, som afviger fra forventet mønster. Algoritmerne trænes typisk på store datasæt, hvor systemet lærer at skelne mellem normale og afvigende forhold. Når nye data tilføres, kan modellen automatisk klassificere transaktioner som enten forventede eller potentielt risikable. Denne evne gør ML særligt velegnet til journal entry testing og kontroller af omfattende datastrømme, hvor manuel behandling ville være både tidskrævende og mindre præcis (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024, p. 35).

En fordel ved ML er dets evne til at opdage komplekse mønstre og ikke-lineære relationer i store mængder data. I modsætning til traditionelle revisionsmetoder, der ofte hviler på stikprøveudtagning og regelbaserede tests, muliggør ML en mere holistisk og datadrevet tilgang. Det gør det muligt at analysere hele populationer af transaktioner frem for blot et udsnit, hvilket øger sandsynligheden for at opdage skjulte uregelmæssigheder og manipulation.

ML-modeller kan både være baseret på supervised learning og unsupervised learning. I førstnævnte tilgang trænes modellen på datasæt, hvor både input og det forventede output er kendt, som fx tidligere tilfælde af regnskabsmanipulation. Herved lærer modellen at genkende indikatorer, der er typiske for aktiviteter der indikerer svig, og kan dermed anvendes til at

identificere lignende mønstre i nye regnskaber. Unsupervised learning bruges derimod, når outputvariabler ikke er kendt, som fx til at identificere uforudsete mønstre eller grupperinger i transaktionsdata.

ML fjerner dog ikke behovet for menneskelig dømmekraft, men fungerer som en støtte, der gør revisors arbejde mere målrettet og effektivt. Teknologien er dog ikke uden begrænsninger. Bias i træningsdata kan fx klassificere bestemte transaktioner som risikable. Derfor er gennemsigtighed, validering og løbende evaluering af ML-modeller vigtige for deres anvendelighed i revisionspraksis (Investopedia 2022).

3.1.2 Anomaly Detection

En anden vigtig AI-teknologi i revisionspraksis er anomaly detection, altså identifikation af uregelmæssigheder i data. Anomaly detection betragtes ofte som en specifik anvendelse af ML, hvor algoritmer trænes til at identificere usædvanlige eller uventede mønstre i data. Teknologien bygger på samme principper som ML, men er målrettet mod at finde observationer, der afviger fra det normale.

Teknologien anvendes til automatisk at finde transaktioner eller mønstre, som afviger fra det normale, og som derfor kan være tegn på fejl, manipulation eller andre forhold, der kræver revisors opmærksomhed. Systemet foretager en systematisk analyse af store datamængder og fremhæver de poster, der ikke passer ind i det forventede billede, hvilket effektivt hjælper revisoren med at fokusere på de mest relevante områder (Colthart 2022).

Anomaly detection adskiller sig fra traditionelle revisionsmetoder ved, at hele datasæt analyseres i stedet for kun stikprøver. Det gør det muligt at finde mønstre eller enkelte transaktioner, som i en manuel gennemgang nemt kunne blive overset. Teknologien er derfor et kraftfuldt screeningsværktøj, som kan udpege potentielle risikoområder, hvor revisoren efterfølgende anvender sin professionelle dømmekraft til at vurdere den konkrete situation. På den måde fungerer anomaly detection som et beslutningsunderstøttende værktøj, der kan forbedre både effektivitet og kvalitet i revisionsarbejdet (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024, p. 35).

En styrke ved anomaly detection er, at teknologien lærer at forstå virksomhedens egne transaktionsmønstre og kan tilpasse sig konteksten. Det betyder, at afvigelser ikke vurderes ud

fra faste regler, men i forhold til, hvad der statistisk set er normalt for netop den virksomhed. På den måde bliver teknologien mere følsom over for skjulte eller komplekse former for regnskabsmanipulation. Som det fremgår af John Colthart i webartiklen fra MindBridge, er det netop denne tilpasningsevne, der gør anomaly detection til et stærkt værktøj i kampen mod regnskabsmanipulation, fordi teknologien ikke kun opdager kendte fejltyper, men også uforudsete og diskrete mønstre.

Teknologien anvendes i praksis til at tildele hver transaktion en risikoscore baseret på dens statistiske afvigelse fra det normale. Revisoren får dermed et prioriteringsværktøj, hvor de mest usædvanlige transaktioner automatisk prioriteres højt. Det kan frigive ressourcer og gøre det muligt at koncentrere revisionsindsatsen dér, hvor sandsynligheden for fejl eller svig er størst (Colthart 2022).

Det er dog vigtigt at nævne, at en transaktion, der bliver markeret som unormal, ikke i sig selv er bevis på, at noget er galt. Det er en indikation, som kræver faglig vurdering. Teknologien skal derfor ses som et supplement til, og ikke en erstatning for, revisorens professionelle skøn. Ifølge Oluwagbade et al. understøtter denne type teknologi revisors arbejde med at få overblik og struktur i komplekse datasæt, men det forudsætter stadig en kritisk tilgang og korrekt brug (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024, p. 35).

3.1.3 Natural Language Processing

Natural Language Processing (NLP) er en AI-teknologi, der gør det muligt for computere at forstå, analysere og generere menneskeligt sprog. Teknologien kombinerer elementer fra lingvistik og datalogi og gør det muligt at bearbejde store mængder tekstbaseret information på en struktureret og automatiseret måde. NLP anvendes i praksis til at identificere mønstre, betydning og intention i naturligt sprog, både i skrift og tale, og teknologien anvendes bredt inden for områder som chatbots, tekstklassifikation og sentiment-analyse (Investopedia 2021).

I revisionspraksis har NLP særligt relevans, fordi en stor del af det informationsgrundlag, revisorer arbejder med, består af ustruktureret tekst, som fx noter i regnskaber, ledelsesberetninger og e-mails. Ved hjælp af NLP kan systemer automatisk hente relevante oplysninger, identificere nøglebegreber og finde sammenhænge, som ellers ville kræve stort manuelt arbejde. Ifølge Oluwagbade et al. kan NLP anvendes til at vurdere, om der er

overensstemmelse mellem ledelsens tekstlige beskrivelser og de faktiske regnskabstal, hvilket bidrager til at opdage skjulte uregelmæssigheder (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024, p. 35).

Et centralt anvendelsesområde er sammenligning af sproglige formuleringer over tid. Ved at analysere ledelsens ordvalg og tone i beretninger fra flere regnskabsår kan NLP identificere ændringer, som potentielt kan signalere forsøg på at fremstille virksomhedens økonomiske situation i et mere fordelagtigt lys. Dette hænger sammen med det, som kaldes sentiment-analyse, som er en metode, der måler den følelsesmæssige tone i en tekst og kan identificere, om fx en årsrapport er formuleret med mere positivt eller negativt sprog end tidligere år.

NLP kan også bruges til automatisk at identificere og fremhæve bestemte typer information, som fx navne på personer, organisationer og beløb, hvilket gør det lettere at sammenholde tekstindhold med regnskabsdata. Dette skaber mulighed for en mere integreret og effektiv analyse, hvor revisoren kan få hurtigt overblik over komplekse forhold (Investopedia 2021).

NLP's fortolkning af tekst afhænger dog altid af, hvordan algoritmerne er trænet. Teknologien kan være følsom over for sproglige nuancer og kontekstuelle forhold, hvilket betyder, at menneskelig vurdering stadig er nødvendig for at sikre korrekt fortolkning og anvendelse af resultaterne. Ifølge Oluwagbade et al. er netop denne kombination af automatiseret analyse og professionel dømmekraft vigtig, hvis AI-teknologier som NLP skal anvendes forsvarligt og effektivt i revisionsarbejdet (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024, p. 35).

3.1.4 AI som beslutningsunderstøttelse og dens begrænsninger

AI fungerer i revisionspraksis primært som et beslutningsunderstøttende system. Det vil sige, at teknologien anvendes til at fremhæve relevante forhold og risici, som derefter vurderes af revisoren selv. AI skal dermed ikke opfattes som en erstatning for den faglige dømmekraft, men som et værktøj, der udvider revisorens analytiske kapacitet og muliggør mere præcise og datadrevne vurderinger (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024, p. 34).

Dette samspil mellem teknologi og menneskelig ekspertise er vigtigt i forståelsen af AI's rolle i revision. Revisionsarbejde er fortsat afhængigt af forhold, som AI ikke kan klare alene, herunder professionel etik, kritisk tænkning og vurderingsevne. AI kan dog bidrage til at styrke revisionskvaliteten ved at øge effektiviteten, mindske fejlriskici og gøre revisorens arbejde mere systematisk og dokumenterbart.

Et vigtigt aspekt i denne sammenhæng er revisorens ansvar for at opdage og forholde sig til mulig besvigelser. Ifølge International Standard on Auditing (ISA) 240 er revisor forpligtet til at udvise professionel skepsis og vurdere risikoen for væsentlig fejlinformation som følge af besvigelser, herunder både regnskabsmanipulation og misbrug af aktiver. Standardens krav fremhæver, at risikoen for ikke at opdage svig er højere end ved fejl, blandt andet fordi besvigelser ofte er komplekse og bevidst skjult af ledelsen. Her kan AI-teknologier som ML, anomaly detection og NLP være en hjælp, da de kan identificere uregelmæssige transaktioner, mønstre eller sproglige signaler, som kan indikere manipulation. På den måde kan AI understøtte revisorens arbejde med at leve op til kravene i ISA 240, uden at overtage det faglige ansvar og de vurderinger, som stadig er en del af revisorens opgaver (ISA 240, 2016, afsnit 5-8 og 10-12).

AI kan ikke alene understøtte arbejdet med at identificere besvigelser, men også bidrage til at opfylde kravene i ISA 315, som omhandler identifikation og vurdering af risici for væsentlig fejlinformation. ISA 315 forpligter revisor til at opnå en grundig forståelse af virksomheden og dens omgivelser, herunder interne kontroller, med henblik på at foretage en effektiv risikovurdering og planlægge relevante revisionshandlinger. Her kan AI bidrage ved at analysere store mængder finansielle og operationelle data og finde mønstre, afvigelser og indikatorer, som kan være tegn på fejl eller manipulation. Anvendelsen af teknologier som ML og anomaly detection giver mulighed for en mere nuanceret og datadrevet risikovurdering og kan dermed støtte revisors arbejde med at opfylde ISA 315 (ISA 315, 2016, afsnit 3 og 5-11).

Ud over de internationale revisionsstandards, som fx ISA 240 og ISA 315, er det også relevant at nævne den nationale lovgivning, som gælder for danske revisorer. Ifølge Revisorloven § 16, stk. 1 skal revisor udføre sine opgaver med nøjagtighed og hurtighed i overensstemmelse med god revisorskik. Dette understøtter relevansen af AI-teknologier som hjælpemiddel til at effektivisere og styrke kvaliteten i revisionsarbejdet, særligt i en dansk kontekst (Revisorloven § 16, stk. 1).

Det skal dog bemærkes, at anvendelsen af AI ikke er uden udfordringer, hvilket uddybes i litteraturstudiets afsnit om barrierer. Disse teknologiske og organisatoriske forhold har stor betydning for forståelsen af revisoreres villighed og evne til at tage AI i brug. I det følgende afsnit introduceres derfor en teori, som kan forklare, hvilke faktorer der påvirker accept og anvendelse af teknologiske systemer i professionelle sammenhænge.

3.2 UTAUT-teorien

Gennem de seneste årtier er der udviklet en lang række teorier, som forsøger at forklare, hvorfor mennesker vælger at tage en ny teknologi i brug. Blandt de mest udbredte modeller er Technology Acceptance Model (TAM), Theory of Planned Behavior (TPB) og Innovation Diffusion Theory (IDT). Selvom de hver især har bidraget med værdifulde indsigter, har de også haft forskellige fokusområder og begreber, hvilket har gjort det svært at få et samlet overblik over, hvad der påvirker teknologiaccept.

For at skabe mere klarhed og samle den eksisterende viden, udviklede Venkatesh et al. i 2003 modellen Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT). Den blev udarbejdet som en syntese af otte tidligere modeller og skulle give en mere ensartet forklaring på, hvilke faktorer der har betydning for, om folk vælger at bruge ny teknologi. UTAUT har vist sig at have en høj forklaringskraft og er i dag en meget anvendt, og ofte citeret, model i studier om teknologiaccept.

I dette afsnit præsenteres modellen i dybden med fokus på dens teoretiske ophav, opbygning og centrale begreber. Målet er at give et klart grundigt billede af, hvordan UTAUT kan bruges til at forstå teknologiaccept i professionelle sammenhænge, som fx revision, uden at inddrage specifikke eksempler fra empiri. Det er et teoriafsnit, som danner det faglige fundament for de senere dele af projektet.

3.2.1 UTAUT's baggrund

Modellen UTAUT udspringer af et behov for at skabe overblik over de mange forskellige teorier, der fandtes om teknologiaccept omkring årtusindskiftet. Venkatesh et al. analyserede som nævnt otte eksisterende modeller, der alle forsøgte at forklare, hvorfor nogle brugere tager ny teknologi til sig, mens andre afviser den. Disse modeller omfattede blandt andet Technology Acceptance Model (TAM), Theory of Reasoned Action (TRA), Theory of Planned Behavior (TPB), Innovation Diffusion Theory (IDT), Social Cognitive Theory (SCT), Motivation Model (MM), Model of PC Utilization (MPCU) og Combined TAM-TPB. Hver af disse havde sit eget sæt af begreber og fokusområder, men mange af dem overlappede hinanden, både i struktur og indhold (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 427).

I stedet for at vælge én model frem for en anden, besluttede Venkatesh et al. at kombinere de mest robuste elementer fra alle otte modeller i én samlet ramme. De identificerede i alt 32

forskellige dimensioner på tværs af de oprindelige modeller og testede dem empirisk i flere organisationer og kontekster. Resultatet blev UTAUT-modellen, som reducerede de 32 dimensioner til fire centrale faktorer og fire modererende variabler. Denne reduktion gjorde modellen mere overskuelig og lettere at anvende i praksis, uden at det gik ud over dens evne til at forklare brugeradfærd (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 426).

En vigtig metodisk styrke ved UTAUT er, at den blev udviklet og valideret gennem en omfattende empirisk undersøgelse med data fra fire organisationer, 215 brugere og tre målepunkter over seks måneder. På den måde sikrede Venkatesh et al., at modellen ikke kun havde teoretisk sammenhængskraft, men også kunne bruges i praksis. Deres analyser viste, at de fire keredimensioner alene kunne forklare op mod 70% af variationen i brugernes intention om at anvende teknologi, markant mere end nogen af de modeller, den bygger på, som typisk forklarede 17-53% (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 425).

Hver af de otte oprindelige modeller bidrog med særlige styrker til UTAUT. TAM introducerede begreberne "*perceived usefulness*" og "*perceived ease of use*", som i UTAUT videreføres som henholdsvis *performance expectancy* og *effort expectancy*. TPB og TRA bidrog med begrebet adfærdssintention og det normative pres fra omgivelserne, som blev en del af *social influence*. IDT bidrog med perspektiver på innovationsspredning og teknologiens relative fordele, mens SCT og MM gav forståelsen af både indre og ydre motivation (Venkatesh, Morris et al. 2003, pp. 428–432).

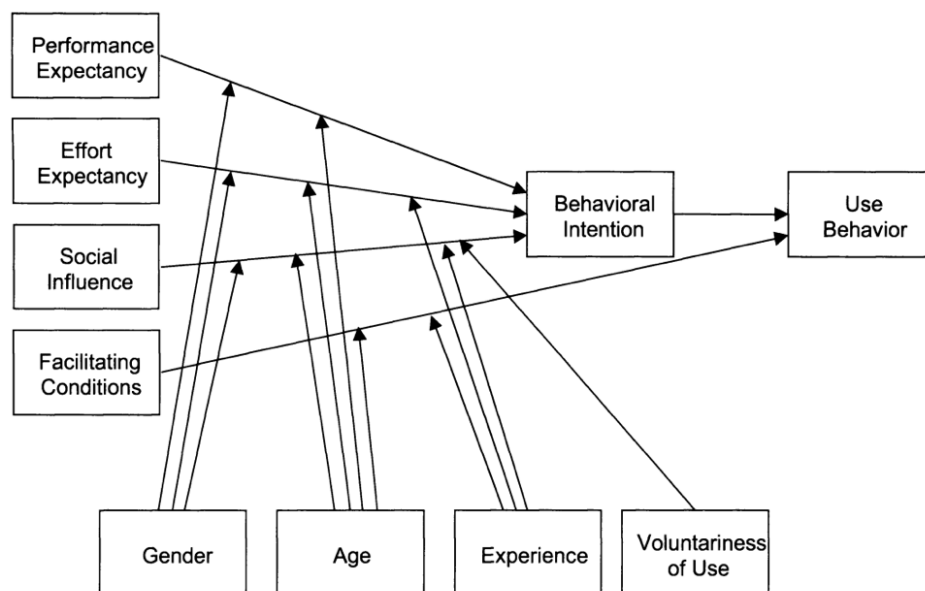
Derudover blev UTAUT udviklet med særligt fokus på organisatoriske kontekster, hvor teknologianvendelse ofte er forbundet med strukturelle rammer, ledelsesmæssige beslutninger og krav om dokumentation. Det adskiller sig fra tidligere modeller, som ofte havde et mere individuelt eller kognitivt fokus. UTAUT's styrke er netop, at den rummer både individets oplevelse, det sociale miljø og de organisatoriske forudsætninger for anvendelse af teknologi (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 470).

Samtidig formåede Venkatesh et al. at integrere fire modererende faktorer i modellen herunder køn, alder, erfaring og frivillighed, som giver mulighed for at analysere, hvordan de centrale sammenhænge i modellen varierer på tværs af forskellige brugergrupper og kontekster. Dette var ikke tilfældet i de tidligere modeller, og det gør UTAUT mere fleksibel og nuanceret i sin anvendelse (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 467).

På grund af sit solide empiriske grundlag og sin klare opbygning er UTAUT blevet en vigtig model i forskningen i teknologiaccept. Modellen favner både individuelle, sociale og organisatoriske faktorer, hvilket gør den velegnet i mange forskellige sammenhænge, ikke kun hvor teknologi skal accepteres, men også hvor den skal integreres i eksisterende arbejdsgange. Derfor er modellen også anvendelig i professionelle brancher som revision, hvor teknologiens rolle er i en hurtig forandring.

3.2.2 Centrale faktorer

Kernen i UTAUT-modellen består af fire centrale dimensioner, som ifølge Venkatesh et al. er de mest afgørende faktorer for, om en bruger vælger at tage ny teknologi i brug. Disse fire dimensioner er: *performance expectancy*, *effort expectancy*, *social influence* og *facilitating conditions*. Figur 3 viser, hvordan disse dimensioner påvirker intentionen om at bruge teknologien, mens faktorer som køn, alder, erfaring og frivillighed fungerer som modererende variable. Hver dimension trækker på begreber fra tidligere modeller og giver et særligt perspektiv på, hvordan teknologi bliver vurderet og anvendt. I det følgende præsenteres de fire dimensioner hver for sig med fokus på deres teoretiske udgangspunkt, betydning for teknologiaccept og samspil med modellens øvrige elementer.



Figur 3: UTAUT Teorien. Kilde: (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 447).

Performance expectancy

Performance expectancy handler om, i hvilken grad brugeren forventer, at teknologien vil føre til forbedringer i arbejdspræstationen. Det er den dimension, som empirisk har vist sig at have

den stærkeste direkte indflydelse på intentionen om at tage en teknologi i brug. *Performance expectancy* viderefører idéer fra blandt andet TAM's "*perceived usefulness*", IDT's "*relative advantage*", og SCT's "*outcome expectations*".

Det centrale i denne dimension er, at brugeren vurderer, hvorvidt teknologien vil kunne gøre vedkommende mere effektiv, mere præcis eller hjælpe med at opnå bedre resultater i arbejdet. Det kan fx handle om at reducere fejl, spare tid, styrke dokumentation eller skabe mere præcise analyser. Disse egenskaber er særligt vigtige i professionelle kontekster, hvor præcision og ansvarlighed er vigtige værdier, som fx i revision. Desuden påvirkes *performance expectancy* ofte af brugerens tidligere erfaringer med lignende teknologier samt af den måde, teknologien præsenteres på. Hvis teknologien introduceres med et klart budskab om, at den kan øge effektivitet og kvalitet, er brugeren ofte mere tilbøjelig til at opfatte den som nyttig. Derfor spiller både implementeringsstrategien og kommunikationen en vigtig rolle for at skabe positive forventninger.

Den organisatoriske kontekst har også stor betydning. I organisationer, hvor der er fokus på effektivitet og målbare resultater, vil *performance expectancy* typisk spille en større rolle end i miljøer med mere fleksible eller kreative arbejdsformer. Det hænger sammen med, at medarbejdere i sådanne organisationer ofte er præget af en kultur, der vægter output, effektivitet og dokumentation højt. Derfor er det vigtigt at tage højde for den kulturelle og institutionelle ramme, brugeren befinder sig i, når man vurderer forventningerne til teknologiens værdi (Venkatesh, Morris et al. 2003, pp. 447–450).

Effort expectancy

Effort expectancy handler om, hvor stor en indsats brugeren oplever, det kræver at lære og anvende teknologien. Begrebet bygger videre på idéer fra tidligere modeller som "*perceived ease of use*" i TAM og "*complexity*" i MPCU. I UTAUT-modellen har *effort expectancy* særligt betydning i de tidlige faser af teknologibrugen, hvor brugeren endnu ikke har opnået erfaring eller etableret faste arbejdsgange.

Hvis en teknologi opleves som besværlig at bruge eller kræver meget at lære, kan det udgøre en stor barriere for, at den bliver taget i brug, især hvis brugeren allerede er presset på tid eller ikke har stærke teknologiske kompetencer. Det gælder særligt i brancher med høj

arbejds mængde eller blandt specialiserede faggrupper, der ikke nødvendigvis har teknisk baggrund.

Oplevelsen af indsats ændrer sig dog ofte med tiden. Når brugeren først får erfaring med teknologien og opdager, at den ikke er så kompleks som frygtet, kan den oprindelige modstand mindskes. Netop derfor er det vigtigt med en god introduktion og tidlig erfaring, der bygger tryghed op. Mange organisationer forsøger at understøtte dette gennem onboarding, vejledninger og gradvis implementering.

Venkatesh et al.'s studie viser også, at *effort expectancy* påvirkes af demografiske forhold som alder og køn. Studiet viste, at ældre brugere og kvinder generelt vurderede teknologier som mindre brugervenlige, og de tillagde brugervenlighed større vægt, når de skulle tage stilling til ny teknologi. Det understreger, at opfattelsen af brugervenlighed ikke kun handler om teknologiens faktiske udformning, men også om individuelle og sociale faktorer.

Samtidig spiller støtte og oplæring en vigtig rolle for, hvordan indsatsen opleves. Teknologier, der understøttes af god vejledning, nem adgang til hjælp og er brugervenlig, virker ofte langt mere tilgængelige, også for brugere med lav teknologisk selvtillid.

Effort expectancy hænger desuden tæt sammen med motivation. Hvis brugeren har en indre drivkraft til at lære teknologien, bliver den oplevede indsats ofte mindre. Her kan faktorer som arbejdsmiljø, anerkendelse og muligheder for udvikling også spille ind. Det viser, at *effort expectancy* ikke bør ses isoleret, men forstås som en del af en bredere kontekst (Venkatesh, Morris et al. 2003, pp. 450–451).

Social influence

Social influence refererer til den påvirkning, brugeren oplever fra vigtige personer i deres omgivelser. Det kan være kolleger, ledere, fagfæller eller endda kunder, i forhold til at anvende en bestemt teknologi. Begrebet bygger videre på flere tidligere teorier, herunder ”*subjective norm*” fra TRA og TPB, ”*social factors*” fra MPCU og ”*image*” fra IDT.

I mange professionelle sammenhænge har *social influence* en stor betydning. Hvis ledelsen signalerer, at en teknologi bør bruges, eller hvis kolleger ser den som nyttig, vil det ofte styrke brugerens motivation for at tage den i brug, selv hvis vedkommende er usikker på egne

teknologiske evner. På den måde fungerer *social influence* både som et normativt pres og som en form for tryk, fordi brugeren oplever opbakning i sin beslutning.

Social influence har særligt stor betydning i situationer, hvor brugen af teknologi er obligatorisk eller stærk forventet, fx hvis den er pålagt af ledelsen eller anbefalet i faglige fællesskaber. I sådanne tilfælde kan oplevelsen af socialt pres være en drivkraft bag beslutningen om at tage teknologien i brug. Omvendt spiller *social influence* en mindre rolle, når teknologibrugen er helt frivillig og der ikke er nogen klare forventninger fra organisationen eller det faglige netværk.

Social influence kan også have en identitetsskabende rolle. Hvis en teknologi bliver forbundet med noget nyt, moderne eller professionelt, kan det give brugeren lyst til at tage den i brug for at signalere, at man følger med. I sådanne tilfælde handler motivationen ikke kun om teknologiens funktion, men også om at passe ind og fremstå opdateret i sit fag.

Effekten af *social influence* afhænger også af alder og erfaring. Ifølge Venkatesh et al. er ældre brugere og dem med mindre erfaring mere tilbøjelige til at lade sig påvirke af, hvad andre mener og forventer. For yngre og mere erfarne brugere har andres holdninger ofte mindre betydning, da de i højere grad træffer beslutninger baseret på deres egne vurderinger (Venkatesh, Morris et al. 2003, pp. 451–453).

Facilitating conditions

Facilitating conditions henviser til brugerens oplevelse af, at der er støtte og ressourcer til rådighed, som gør det muligt at anvende teknologien effektivt. Det kan være i form af teknisk support, adgang til træning, passende hardware og software, samt organisatoriske strukturer, der understøtter brugen. Dimensionen er inspireret af ”*perceived behavioral control*” fra TPB, ”*facilitating conditions*” fra MPCU og ”*compatibility*” fra IDT.

I modsætning til de tre øvrige dimensioner påvirker *facilitating conditions* ikke intentionen direkte, men har i stedet en direkte effekt på brugen af teknologien i praksis. Hvis der fx mangler oplæring, eller systemet ikke passer ind i de eksisterende arbejdsgange, kan det blive en barriere for at anvende teknologien, selv hvis brugeren egentlig er positivt indstillet.

Facilitating conditions spiller en særlig rolle i organisationer, hvor der er mange systemer og teknologier i spil. I sådanne miljøer kræver det god koordinering, en planlagt implementeringsproces og støtte fra ledelsen for at sikre, at den nye teknologi faktisk bliver integreret i de daglige arbejdsrutiner.

Facilitating conditions og *effort expectancy* hænger også tæt sammen. Hvis en teknologi opleves som svær at bruge, men der samtidig er god support og let adgang til hjælp, vil brugeren typisk være mere villig til at give det en chance. Derfor er det vigtigt at forstå, hvordan de to faktorer spiller sammen, når man skal planlægge en vellykket implementering.

Facilitating conditions handler også om de signaler, ledelsen sender. Når der investeres i træning, systemintegration og teknisk support, viser det, at teknologien bliver prioriteret. Det kan styrke brugerens oplevelse af, at teknologien er både relevant og legitim, og dermed sætte gang i en positiv udvikling, hvor flere bliver motiverede til at tage den i brug (Venkatesh, Morris et al. 2003, pp. 453–454).

De fire dimensioner i UTAUT-modellen giver dermed en forklaring på, hvorfor nogle vælger at tage ny teknologi i brug, mens andre ikke gør. De dækker både forventet fordel, indsats, sociale påvirkninger og de praktiske rammer, der gør brug mulig, og giver dermed et samlet billede af, hvad der påvirker teknologiaccept. Hvor stor betydning hver dimension har, afhænger dog af både konteksten, brugeren og den organisatoriske sammenhæng. Derfor ser næste afsnit nærmere på de faktorer, der påvirker styrken af disse sammenhænge.

3.2.3 Modererende faktorer

En af de ting, der adskiller UTAUT fra tidligere modeller for teknologiaccept, er, at den tydeligt inddrager fire modererende faktorer: køn, alder, erfaring og frivillighed. Disse faktorer påvirker ikke teknologiaccepten direkte, men har indflydelse på, hvordan de fire centrale dimensioner i modellen hænger sammen med brugerens intention om at anvende teknologien og den faktiske brug af den (Venkatesh, Morris et al. 2003, pp. 433–435).

Disse modererende faktorer gør det muligt at tage højde for, at brugere ikke er ens. Teknologi bruges ikke i et tomrum, men påvirkes af personlige forhold, sociale forventninger og organisatoriske rammer. Derfor er det vigtigt at forstå, hvordan betydningen af de centrale

dimensioner i UTAUT kan variere, alt efter hvem brugeren er, og hvilken kontekst teknologien skal fungere i.

Køn

Køn har vist sig at være en vigtig modererende faktor i teknologiaccept. Ifølge Venkatesh et al. har mænd og kvinder forskellige præferencer, når de vurderer ny teknologi. For mænd har *performance expectancy* typisk større betydning, særligt hos yngre mænd, mens kvinder i højere grad lægger vægt på *effort expectancy*, altså hvor let teknologien er at bruge. Det gælder især kvinder, der er ældre eller har begrænset erfaring med teknologien.

Studiet viser dermed, at køn påvirker, hvordan brugere forholder sig til teknologiens egenskaber. Det understreger behovet for at tage højde for kønsforskelle, så både støtte og kommunikation målrettes forskellige behov og vurderingskriterier (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 450).

Alder

Alder er en af de fire modererende faktorer i UTAUT-modellen. Ifølge Venkatesh et al. påvirker alder, hvilke dimensioner brugere tillægger størst betydning, når de vurderer ny teknologi. *Performance expectancy* har større betydning for yngre brugere, særligt yngre mænd, mens *effort expectancy* er mere fremtrædende for ældre brugere, især for kvinder med begrænset erfaring (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 450).

Facilitating conditions får også større vægt med alderen. Ældre brugere er i højere grad afhængige af adgang til støtte, ressourcer og vejledning for at kunne anvende teknologien effektivt. Denne sammenhæng styrkes yderligere, jo mere erfaring brugeren har (Venkatesh, Morris et al. 2003, pp. 463–464).

Studiet viser dermed, at alder modererer effekten af flere centrale dimensioner i modellen. Det har betydning for, hvordan teknologi bør introduceres i organisationer, hvor medarbejderne spænder over flere aldersgrupper. Ved at tage højde for aldersforskelle kan man i højere grad understøtte en succesfuld teknologiimplementering.

Erfaring

I UTAUT-modellen fungerer erfaring som en modererende faktor, der påvirker, hvordan brugere vurderer og reagerer på teknologi og refererer til brugerens tidlige kontakt med det konkrete system eller lignende teknologier. Ifølge Venkatesh et al. har erfaring betydning for,

hvilke dimensioner der påvirker intentionen om at anvende teknologi. I de tidlige faser, hvor brugeren har begrænset erfaring, har *effort expectancy* og *social influence* større indflydelse, da brugeren endnu ikke har opnået fortrolighed med systemet (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 450, 452).

Efterhånden som erfaringen stiger, mister disse dimensioner betydning, mens *performance expectancy* og *facilitating conditions* får større vægt. Erfarne brugere begynder i højere grad at fokusere på teknologiens fordel og på, om systemet fungerer i praksis og understøttes af passende organisatoriske rammer (Venkatesh, Morris et al. 2003, pp. 462–464).

Studiet viser, at erfaring modererer flere centrale sammenhænge i modellen. Det betyder at teknologistøtte og kommunikation bør tilpasses brugernes erfaring med systemet, da forskellige brugergrupper lægger vægt på forskellige faktorer alt efter deres teknologiske fortrolighed.

Frivillighed

Frivillighed, også kaldet *voluntariness of use*, er den sidste af de fire modererende faktorer i UTAUT-modellen. Den refererer til, om brugen af teknologien er et frit valg for brugeren, eller om den er pålagt af organisationen. Ifølge Venkatesh et al. har frivillighed især betydning for effekten af *social influence*. Når brugen af teknologi er obligatorisk, har *social influence* en stærkere effekt, da brugerne i højere grad lader sig påvirke af sociale forventninger og formelle krav.

Social influence fungerer i disse tilfælde som et udtryk for overensstemmelse med, hvad andre, som fx ledere eller kolleger, forventer. Ifølge Venkatesh et al. er denne effekt særligt tydelig i begyndelsen af teknologiimplementeringen, men gradvist mister den betydningen, efterhånden som brugeren får mere erfaring og teknologien bliver en del af de daglige arbejdsgange. I situationer, hvor brugen af teknologien er frivillig, spiller *social influence* en mindre rolle, fordi der ikke er det samme sociale pres eller behov for at leve op til andres forventninger.

Det betyder, at graden af frivillighed påvirker, hvordan sociale mekanismer spiller ind i teknologiaccept. Ved implementering af nye systemer bør organisationer derfor være opmærksomme på, om teknologien er frivillig eller obligatorisk, og tilpasse deres kommunikation og støtte derefter, særligt i de tidlige faser, hvor *social influence* har størst betydning (Venkatesh, Morris et al. 2003, pp. 452–453).

Disse modererende faktorer tilføjer samlet set en vigtig dimension til forståelsen af teknologiaccept. De viser, at det ikke er nok at måle generelle tendenser. Man må også forholde sig til, hvordan forskellige grupper oplever og reagerer på teknologiske forandringer. Køn, alder, erfaring og frivillighed former brugerens forventninger og beslutninger på forskellig vis, og gør det muligt at tilpasse implementeringsstrategier mere målrettet.

I stedet for at antage, at én tilgang virker for alle, åbner modellen for en mere differentieret tilgang til teknologiadoption. Det gør UTAUT særligt velegnet i komplekse, fagprofessionelle miljøer, hvor medarbejderne har forskellige forudsætninger og roller. Ved at tage højde for de modererende faktorer kan organisationer øge chancen for, at ny teknologi bliver taget i brug, og også styrke dens effekt på både arbejds kvalitet og resultater.

3.2.4 Modellens styrker

Ud over sin teoretiske baggrund har UTAUT også flere praktiske fordele, der gør modellen velegnet til brug i konkrete analyser. En af de store styrker er, at modellen kan fungere som en klar og systematisk ramme, når man vil undersøge, hvordan brugere oplever og forholder sig til ny teknologi. De fire centrale dimensioner og de fire modererende faktorer gør det muligt at analysere forskellige aspekter af teknologiaccept og undersøge, hvordan forskellige typer brugere oplever teknologien, og hvordan deres holdninger kan variere over tid og afhængigt af den organisatoriske kontekst.

Modellen er samtidig fleksibel og kan anvendes i mange forskellige typer af organisationer og teknologiske kontekster. Da begreberne i modellen er klart defineret, kan de både anvendes i spørgeskemaer og i mere kvalitative undersøgelser. I mixed-methods kan UTAUT bruges til at sammenholde kvantitative data fra spørgeskemaer med mere dybdegående indsigter fra interviews. På den måde hjælper modellen med at skabe sammenhæng mellem teori og praksis.

I miljøer som revision er det en fordel, at UTAUT tager højde for både individuelle, sociale og organisatoriske forhold. Det gør modellen velegnet til at forstå teknologiaccept i situationer, hvor beslutninger ikke kun handler om, hvad teknologien kan, men også om, hvordan den stemmer overens med faglige værdier, arbejdskultur og organisationens struktur. Fordi modellen inkluderer både social påvirkning og praktisk støtte, er den særligt brugbar i

sammenhænge, hvor teknologi indføres som en del af større forandringer i arbejdsgange og kultur.

UTAUT giver dermed et solidt udgangspunkt for analyser, når man vil kombinere teoretisk indsigt med forståelse for konkrete situationer. Modellens struktur gør det muligt at bevare fokus i analysen uden at miste nuancer, og dens fleksibilitet betyder, at den kan bruges i forskellige typer af undersøgelser og faglige sammenhænge.

3.2.5 Modellens begrænsninger

Selvom UTAUT har mange styrker, er det vigtigt at være opmærksom på modellens begrænsninger. Venkatesh et al. gør selv opmærksom på, at modellen primært er udviklet til at forklare intentionen om at tage teknologi i brug og den tidlige anvendelse. Den siger mindre om, hvad der sker, når teknologien er implementeret og skal bruges over tid. For eksempel hvordan den bliver en fast del af arbejdsrutiner, eller hvordan brugerens oplevelser og holdninger udvikler sig (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 447).

Modellen er især god til at arbejde med målbare og konkrete forhold, hvilket gør den oplagt til brug i spørgeskemaundersøgelser og statistiske analyser. Til gengæld har den sværere ved at indfange mere komplekse og kontekstuelle forhold, som fx værdier, følelser, kultur eller uformelle arbejdsgange, som ofte spiller en stor rolle i praksis, men som er sværere at kvantificere.

En anden begrænsning er, at modellen blev udviklet med afsæt i data fra fire organisationer (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 426). Det betyder, at resultaterne og dimensionerne i modellen er tæt forbundet med bestemte organisatoriske og kulturelle forhold. Selvom UTAUT indeholder modererende faktorer som køn, alder, erfaring og frivillighed, siger den ikke så meget om, hvordan teknologi kan skabe modstand, blive forbundet med faglige roller eller tolkes forskelligt afhængigt af den sociale kontekst.

Disse begrænsninger betyder ikke, at UTAUT er en svag model, men de viser, at den bør bruges med omtanke. Det er vigtigt at være bevidst om, hvilke typer af forhold modellen bedst belyser, og hvilke den i mindre grad indfanger, når man anvender den i praksis.

4. Litteraturstudie

Kunstig intelligens har i de senere år fået stor opmærksomhed i revisionsbranchen som et værktøj til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation. Med udviklingen af AI-teknologier som ML, anomaly detection og NLP er der opstået nye muligheder for at automatisere og styrke revisionsarbejdet, hvilket potentielt kan øge nøjagtigheden og reducere risikoen for menneskelige fejl.

For at forstå, hvordan AI kan integreres i revisionspraksis, er det nødvendigt at undersøge eksisterende forskning på området. Dette litteraturstudie har til formål at skabe et forskningsbaseret overblik over, hvordan AI anvendes i revision med særligt fokus på opdagelsen af regnskabsmanipulation. Derudover belyses de faktorer, der påvirker revisors accept og anvendelse af AI, samt de udfordringer og barrierer, der kan begrænse implementeringen af disse teknologier i praksis. Afslutningsvis foretages en kritisk vurdering af forskningsfeltet med henblik på at identificere centrale videnshuller og behov for yderligere studier.

Litteraturstudiet er struktureret omkring følgende fire hovedområder:

1. AI's rolle i opdagelsen af regnskabsmanipulation.
 - Hvordan AI anvendes til at identificere uregelmæssigheder i finansielle data og forbedre revisionsprocesser.
2. Faktorer, der påvirker accepten af AI blandt revisorer.
 - Hvordan individuelle, organisatoriske og eksterne faktorer påvirker revisorers villighed til at anvende AI i deres arbejde.
3. Barrierer for anvendelse af AI.
 - Hvilke teknologiske, organisatoriske og eksterne barrierer revisionsfirmaer kan støde på.
4. Kritisk vurdering og identifikation af videnshuller.
 - Hvilke metodiske, empiriske og praktiske begrænsninger præger forskningsfeltet, og hvor der er behov for yderligere viden.

Ved at gennemgå og analysere eksisterende litteratur identificeres centrale indsigter og eventuelle videnshuller, der samlet set bidrager til at kvalificere projektets forståelse af AI's anvendelse og hvordan det kan videreudvikles i revisionspraksis.

4.1 AI's rolle i opdagelsen af regnskabsmanipulation

Eksempler fra nyere forskning viser, at AI rummer et stort potentiale for at styrke revisors muligheder for at identificere regnskabsmæssige uregelmæssigheder og besvigelser. Traditionelle revisionsmetoder er ofte baseret på stikprøver og manuelle vurderinger, hvilket kan indebære en risiko for, at systematiske eller usædvanlige afvigelser forbliver oversete. AI gør det muligt at analysere hele datasæt, identificere mønstre og fange uregelmæssigheder, som ville være svære at opdage med traditionelle metoder (Han, Shiwakoti et al. 2023).

I litteraturstudiet beskrives flere teknologier som særligt centrale for AI's rolle i dette arbejde. ML anvendes til at træne modeller på historiske regnskabsdata, så de kan identificere atypiske transaktioner eller usædvanlige kombinationer af poster, der potentielt indikerer manipulation. Denne tilgang gør det muligt at opdage diskrete mønstre, som menneskelige revisorer ikke nødvendigvis ville bemærke (Han, Shiwakoti et al. 2023). Et eksempel på dette er brugen af Benford's Law, som analyserer hyppigheden af bestemte tal i finansielle data og kan identificere afvigelser fra det forventede, som er et tegn på mulig regnskabsmanipulation (Le, Mantelaers 2024).

Ud over numerisk analyse har AI også vist sig nyttig til behandling af tekstbaseret materiale. NLP anvendes til at analysere sproglige mønstre i ustrukturerede datakilder som e-mails, revisionsnoter og kontrakter. NLP kan identificere uoverensstemmelser eller formuleringer, der afviger fra det normale sprog, hvilket i visse tilfælde kan indikere forsøg på at skjule fejl eller uregelmæssigheder (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024, pp. 34–35). Endelig nævnes Robotic Process Automation (RPA) i litteraturen som en teknologi, der kan automatisere revisionsopgaver og samtidig gøre brug af AI til at analysere transaktioner i realtid, hvilket potentielt kan styrke overvågningen og forkorte responstiden ved fejl (Moffitt, Rozario et al. 2018).

En række store revisionsfirmaer har allerede implementeret disse teknologier i deres praksis. PwC har udviklet GL.ai, som analyserer store mængder transaktionsdata og identificerer risikofyldte poster. Derudover har de lanceret ChatPwC, en generativ AI-assistent, der understøtter medarbejdere med dataopsummering og klassificering (PwC 2017, PwC 2024). KPMG har udviklet platformen Clara, som integrerer AI i den samlede revisionsproces ved at anvende avanceret dataanalyse til at identificere potentielle besvigelser (KPMG 2024). EY har lanceret både EY.ai og Helix GLAD, som kombinerer anomaly detection og NLP for at

gennemgå finansielle dokumenter og identificere mønstre, der afviger fra det forventede (EY 2019). Deloitte har på tilsvarende vis introduceret Ascend og Argus, som bruger store sprogmodeller og ML til at analysere kontraktvilkår og identificere risici (Deloitte 2024a, Thomas H. Davenport 2016). Derudover har uafhængige løsninger som Mindbridge AI Auditor vist sig effektive til at vurdere risikoen for besvigelser ved at kombinere ML og statistiske modeller i deres analyser (MindBridge 2024).

AI's styrker i denne sammenhæng fremhæves i litteraturen som både kvantitative og kvalitative. Teknologierne kan analysere langt større datamængder end et menneske og identificere sammenhænge og mønstre på tværs af konti, perioder og transaktionstyper. AI kan også give realtidsfeedback, hvilket potentielt styrker revisionsplanlægningen og risikovurderingen markant (Bose, Bakshi 2025). Dette kan give en mere effektiv revision, som øger både nøjagtigheden og timingen i opdagelsen af uregelmæssigheder.

På trods af de mange fordele er der også begrænsninger ved AI's anvendelse. Flere kilder påpeger, at AI-modellers effektivitet i høj grad afhænger af datakvalitet. Hvis de trænes eller anvendes på ufuldstændige eller fejlbehæftede datasæt, kan resultaterne blive misvisende. Derudover er der risiko for bias i algoritmerne, hvor modellerne enten overser visse typer af uregelmæssigheder eller fejlagtigt markerer lovlige transaktioner som mistænkelige. Samtidig bemærker flere undersøgelser, at der stadig mangler klare retningslinjer for, hvordan AI bør indgå i revisionsstandarder som ISA, hvilket skaber usikkerhed om den praktiske anvendelighed og ansvarsmæssige fordeling (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024, Bose, Bakshi 2025, p. 42).

4.2 Faktorer, der påvirker teknologiaccept

Anvendelsen af AI i revisionsbranchen er ikke kun et spørgsmål om teknologiens funktionalitet, men afhænger også af, hvor villige revisorer og revisionsfirmaer er til at tage teknologien i brug. Forskning på området viser, at teknologiaccept påvirkes af en række faktorer, der spænder over individuelle, organisatoriske og eksterne forhold, som enten kan fremme eller hæmme implementeringen af AI i revisionspraksis. I dette afsnit fokuseres der udelukkende på de faktorer, der driver accepten, mens specifikke barrierer for implementering uddybes i et separat afsnit.

4.2.1 Individuelle faktorer

Revisorers teknologiske kompetencer og erfaringer med AI har en stor betydning for deres villighed til at tage teknologien i brug. Ifølge artiklen ”Artificial Intelligence Adoption Among Accountants in the UAE” afhænger revisorers accept af AI i høj grad af deres teknologiske forståelse af, hvordan AI kan understøtte revisionsarbejdet. Undersøgelsen viser, at revisorer med større teknologisk erfaring oftere ser AI som en værdifuld ressource i revisionsarbejdet, især til at automatisere dataanalyse og identificere uregelmæssigheder (Casino Paderanga, Soni et al. 2023, p. 63). Desuden påpeger artiklen, at revisorer med høj teknologisk selvtillid har en større tilbøjelighed til at integrere AI i deres arbejde. Dette understøttes af spørgeskemadata fra undersøgelsen, hvor 96 revisorer deltog. Resultaterne viser en stærk sammenhæng mellem teknologisk kompetence og villighed til at anvende AI (Casino Paderanga, Soni et al. 2023, p. 74).

En anden vigtig faktor er revisorers opfattelse af AI's brugervenlighed og forventede fordele. Ifølge artiklen ”Assessing Artificial Intelligence Technology Acceptance in Managerial Accounting” har revisors vurdering af teknologiens evne til at forbedre deres arbejde stor betydning for accepten af AI. Studiet viser, at revisorer er mere tilbøjelige til at anvende AI, når de oplever, at teknologien kan reducere arbejdsbyrden, forbedre effektiviteten og øge kvaliteten af analyser (Värzaru 2022, pp. 6–7).

Ifølge artiklen ”Machine Learning and External Auditor Perception” af Hayek, Noordin et al. er både brugervenlighed og anvendelighed vigtige faktorer i revisorers vurdering af ML teknologier. Artiklen bygger på Technology Acceptance Model (TAM), som ligesom UTAUT understreger betydningen af *perceived ease of use* og *perceived usefulness* for teknologisk accept (Hayek, Noordin et al. 2022, pp. 478–479).

Studiet anvender en spørgeskemaundersøgelse blandt 63 eksterne revisorer i De Forenede Arabiske Emirater og viser, at revisorerne generelt har en lav opfattelse af både brugervenlighed og anvendelighed af ML i revision. Det gælder både for revisorer i lokale og internationale revisionsfirmaer, og der blev ikke fundet signifikante forskelle mellem disse grupper (Hayek, Noordin et al. 2022, pp. 492–493). Disse resultater understøtter antagelsen om, at individuel oplevelse af teknologien, herunder om den gør arbejdet lettere og mere effektivt, har stor betydning for, om den accepteres i praksis.

Studiet fremhæver desuden, at faktorer som træning, organisatorisk støtte og tidligere erfaringer med teknologi kan være nødvendige for at ændre revisorers opfattelser og fremme implementering (Hayek, Noordin et al. 2022, p. 494). Disse resultater supplerer UTAUT-modellen og peger på, at både individuelle og organisatoriske faktorer bør tages i betragtning ved implementering af AI i revision.

4.2.2 Organisatoriske faktorer

Ud over individuelle holdninger spiller organisationskulturen og ledelsens støtte en stor betydning for teknologiaccepten. Ifølge artiklen ”The Role of IT Governance in the Integration of AI in Accounting and Auditing Operations” er revisorer mere tilbøjelige til at anvende AI, når ledelsen aktivt understøtter teknologiadoption gennem investeringer i systemer, træningsprogrammer og en innovationsorienteret arbejdsstruktur. En positiv organisationskultur, der fremmer teknologisk udvikling, kan skabe et miljø, hvor revisorer føler sig trygge ved at eksperimentere med nye teknologier (Almaqtari 2024).

4.2.3 Eksterne faktorer

Forskning viser også, at eksterne faktorer såsom regulering og branchens teknologiske modenhed har en stor indflydelse på accepten af teknologi. Ifølge artiklen ”From Automation to Strategy: The Transformative Role of Generative AI in Financial Auditing” skaber fraværet af en specifik AI-revisionsramme i Australien en stor usikkerhed blandt revisorer. Artiklen påpeger, at denne mangel på regulering tvinger revisionsfirmaer til selv at udvikle interne politikker for sikkerhed, etik og compliance, hvilket kan føre til uensartede praksisser og potentielle juridiske eller etiske udfordringer (Bose, Bakshi 2025, p. 26). Desuden fremhæves det, at teknologisk modne revisionsfirmaer såsom PwC, Deloitte og KPMG efterspørger klare retningslinjer for at sikre overholdelse af standarder og fremme adoptionen af AI (Bose, Bakshi 2025, p. 22).

Den generelle teknologiske udvikling i revisionsbranchen spiller også en rolle i, hvor hurtigt AI bliver accepteret. Artiklen ”Accounting and Auditing with Blockchain Technology and Artificial Intelligence” fremhæver, at den teknologiske udvikling i revisionsbranchen, spiller en stor rolle i accepten af digitale løsninger såsom AI. Artiklen viser, at revisionsfirmaer med erfaring i digitale teknologier, hurtigere implementerer AI-baserede løsninger til opdagelse af regnskabsmanipulation, da teknologisk modenhed øger både tilliden til og forståelsen af nye løsninger (Han, Shiwakoti et al. 2023, pp. 10–11). Artiklen understreger, at store

revisionsfirmaer, der har investeret i avancerede teknologiske løsninger, såsom Deloitte, EY, PwC, og KPMG, er blandt de første til at eksperimentere med AI til risikovurdering og anomaly detection. Dette viser, hvordan eksterne faktorer som branchens teknologiske parathed og erfaring med digitale løsninger påvirker villigheden til at acceptere og anvende AI i revisionsprocessen (Han, Shiwakoti et al. 2023, p. 11).

4.3 Barrierer for anvendelse af AI

Selvom potentialet ved AI er stort, står mange revisionsfirmaer over for udfordringer, der bremser teknologiadoptionen. Disse barrierer handler både om teknologi, organisation og eksterne rammevilkår.

4.3.1 Teknologiske barrierer

Ifølge artiklen "From Automation to Strategy: The Transformative Role of Generative AI in Financial Auditing" er teknologiske udfordringer såsom algoritmisk bias og AI-hallucinationer store barrierer, da de kan føre til fejlanalyser og fejlinformerede beslutninger (Bose, Bakshi 2025, p. 24). Artiklen "Accounting and Auditing with Blockchain Technology and Artificial Intelligence: A Literature Review" fremhæver, at manglende standardisering i dataintegration og kompatibilitetsproblemer mellem eksisterende systemer og AI-løsninger ofte forhindrer effektiv implementering (Han, Shiwakoti et al. 2023, p. 12). Desuden understreger "The Role of IT Governance in the Integration of AI in Accounting and Auditing Operations", at dårlig datakvalitet og manglende infrastruktur til databehandling skaber yderligere teknologiske barrierer (Almaqtari 2024, p. 11).

4.3.2 Organisatoriske barrierer

Modstand mod forandring nævnes ofte i litteraturen som en central organisatorisk barriere. Ifølge artiklen "Artificial Intelligence Adoption Among Accountants in the UAE" opstår der modstand blandt revisorer på grund af frygt for jobtab og usikkerhed omkring teknologiens indflydelse på arbejdsrutiner (Casino Paderanga, Soni et al. 2023, p. 67). Endvidere påpeger "The Use of Artificial Intelligence and Audit Quality: An Analysis from the Perspectives of External Auditors in the UAE", at mangel på ledelsesopbakning og begrænset investering i AI-kompetenceudvikling bremser adoptionen (Noordin, Hussainey et al. 2022, p. 11).

4.3.3 Eksterne barrierer

Eksterne barrierer omfatter primært juridiske, regulatoriske og markedsmæssige udfordringer. Ifølge rapporten ”Evaluering af AI-Signaturprojekter” gennemført af Deloitte på vegne af Digitaliseringsstyrelsen, Kommunernes Landsforening og Danske Regioner, oplever mange offentlige AI-projekter juridiske hindringer, herunder uklarhed om lovhjemmel til behandling af personoplysninger, hvilket forsinket eller stopper implementeringen (Deloitte 2024b). Artiklen ”Accounting and Auditing with Blockchain Technology and Artificial Intelligence: A Literature Review” nævner yderligere, at uklare retslige rammer og manglende harmonisering af AI-reguleringer skaber usikkerhed for virksomheder (Han, Shiwakoti et al. 2023, p. 13). Desuden fremhæver ”The Role of IT Governance in the Integration of AI in Accounting and Auditing Operations”, at overholdelse af dataetiske standarder og regler om kontrol med data udgør store eksterne barrierer, særligt inden for sektorer med høje krav til databeskyttelse (Almaqtari 2024, p. 12).

For at fremme en succesfuld implementering af AI bør virksomheder og myndigheder imødegå barriererne gennem teknologiske opgraderinger, kompetenceudvikling, organisatorisk forandringsledelse samt tæt dialog med regulerende myndigheder.

4.4 Videnshuller og forskningsudfordringer

Selvom litteraturen peger på et stort potentiale ved anvendelsen af kunstig intelligens i revision, viser det sig, at forskningsfeltet stadig befinder sig i en tidlig og ufuldstændig udviklingsfase. Flere studier koncentrerer sig om teknologiens teoretiske muligheder og bruger primært konceptuelle eller eksperimentelle metoder, mens empirisk funderede analyser, der tager udgangspunkt i revisors faktiske praksis, er relativt få.

Et centralt kritikpunkt i litteraturen er, at de fleste af studierne tager udgangspunkt i store internationale revisionsfirmaer og teknologisk modne kontekster, typisk i USA, Storbritannien, De Forenede Arabiske Emirater og Australien (Bose, Bakshi 2025, Casino Paderanga, Soni et al. 2023). Der savnes dermed indsigter fra mindre revisionsfirmaer, som opererer under helt andre ressourcemæssige og organisatoriske forudsætninger. Dette betyder, at forskningsresultaterne i mange tilfælde ikke uden videre kan generaliseres til bredden af revisionsbranchen.

Metodisk er mange af de eksisterende studier baseret på spørgeskemaundersøgelser med begrænsede stikprøver, ofte under 100 respondenter (Casino Paderanga, Soni et al. 2023), eller på casestudier, der fokuserer på specifikke teknologier eller virksomheders udviklingsprojekter. Dette begrænser i flere tilfælde generaliserbarheden og den praktiske relevans af resultaterne. Samtidig er der en tæt kobling mellem forskningsmiljøer og teknologiudviklere i visse studier, hvilket potentielt kan skabe bias i vurderingerne af teknologiens anvendelighed og effekt.

Et andet gennemgående videnshul er manglen på dybdegående studier, der belyser, hvordan revisorer konkret oplever AI i praksis, og hvordan teknologiens anvendelse integreres i det daglige revisionsarbejde. De fleste eksisterende analyser forholder sig til revisors holdninger til AI, men ikke til den faktiske implementering, de konkrete opgaver teknologien bruges til, eller hvordan faglige vurderinger og AI-baserede analyser spiller sammen i revisionsprocessen. Desuden fremhæves i flere artikler, at der stadig mangler klarhed om, hvordan AI bør indgå i revisionsstandarderne, og hvordan ansvar fordeles mellem teknologi og revisor (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024, Bose, Bakshi 2025, p. 42). Det rejser spørgsmål om etiske rammer og regulatorisk afklaring, som kun i begrænset omfang er behandlet i eksisterende forskning.

Den kritiske vurdering viser, at forskningsfeltet om AI i revision bærer præg af metodiske, geografiske og praktiske begrænsninger, hvilket understreger behovet for yderligere empirisk forskning med fokus på praksisnære erfaringer og anvendelse i forskellige organisatoriske kontekster.

5. Analyse

Formålet med dette analyseafsnit er at undersøge, hvordan AI konkret anvendes i revisionspraksis, og hvilke forhold der har betydning for teknologiens potentiale i forhold til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation. Med afsæt i problemformuleringen: *Hvordan kan kunstig intelligens anvendes til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation i revisionspraksis?* gennemføres analysen ud fra en mixed-methods tilgang, hvor kvalitative og kvantitative metoder kombineres i en sekventiel eksplorativ strategi.

Analysen er struktureret i tre dele. Først gennemføres en tematisk interviewanalyse, der belyser revisorers erfaringer med AI, herunder hvilke funktioner teknologien anvendes til, og hvordan den opleves i forhold til effektivitet, brugervenlighed og organisatorisk integration. Derefter følger en statistisk analyse af spørgeskemadata, hvor fire hypoteser testes med fokus på teknologiens funktionelle vurdering, træningsbehov og organisatoriske støtte. Til sidst kombineres de to datakilder i en triangulerende analyse, der identificerer sammenfald og forskelle mellem kvalitative og kvantitative resultater og bidrager til en mere helhedsorienteret forståelse af AI's rolle i revision.

Denne tilgang gør det muligt både at identificere generelle mønstre i revisorers holdninger og at få indblik i de konkrete erfaringer og kontekster, der har betydning for, hvordan revisorer arbejder med teknologien. Analysen bygger på relevant teori og litteratur, særligt UTAUT-modellen og indsigterne fra litteraturstudiet, og har til formål at koble de empiriske fund med den eksisterende viden og de teoretiske rammer.

5.1 Teknologiens funktionalitet: En interviewanalyse

5.1.1 Anvendelse og funktionelle styrker

Et gennemgående tema i de kvalitative interviews er, at AI i stigende grad anvendes som et beslutningsunderstøttende værktøj i revisionsarbejdet. De tre interviewede revisorer er Amanda Jess fra KPMG, Martin Brogaard Nielsen fra Grant Thornton og Martin Fjeldbonde fra Deloitte. De beskriver, hvordan AI indgår i praksis til at analysere store datamængder, identificere uregelmæssigheder, udarbejde udkast og strukturere dokumentation. Der peges

enstemmigt på, at AI ikke fungerer som erstatning for den menneskelige revisor, men som et effektivt supplement, der kan automatisere rutineprægede opgaver og forbedre det analytiske overblik.

Martin Fjeldbonde beskriver fx, hvordan en generativ sprogmodel i Deloittes interne dokumentationsværktøj kan gennemgå revisionsdokumenter og give feedback på interne sammenhænge, sproglig klarhed og logisk opbygning. Modellen fungerer som en form for kvalitetskontrol i første omgang, inden materialet gennemgås af en erfaren medarbejder. Ligeledes nævner han, at AI bruges til at besvare komplekse tjeklister og trække struktureret information ud af uensartede kundedokumenter, hvilket sparer meget tid og ressourcer (bilag C).

Også hos KPMG beskriver Amanda Jess, hvordan AI anvendes i form af et integreret værktøj, der både inkluderer generativ chat og dataanalyse. Det generative AI-værktøj fungerer som en intelligent assistent, der kan svare på metodikspørgsmål og hjælpe revisorer med at planlægge og dokumentere arbejdsprogrammer. Derudover bruges AI til at identificere afvigelser i bogføringsdata og til at fremhæve transaktioner, der afviger fra det forventede mønster. Som Amanda Jess forklarer i interviewet:

”AI kan highlighte potentielle uregelmæssigheder, så jeg kan kigge nærmere på dem. Det kan være ting, jeg ikke nødvendigvis ville have bemærket på egen hånd - i hvert fald ikke lige så hurtigt, og måske slet ikke” (bilag A).

Martin Brogaard Nielsen bekræfter lignende anvendelser i Grant Thornton, hvor en intern GPT-løsning anvendes som en ”mentor”, der besvarer metodiske spørgsmål, kvalificerer dokumentation og understøtter stikprøvevalg. Han karakteriserer AI som: *”virkelig kvikke studentermedhjælper - de arbejder hårdt, men forstår ikke nødvendigvis konteksten”*, hvilket illustrerer teknologiens rolle som et praktisk og effektivt støtteværktøj, snarere end som en selvstændig beslutningstager (bilag B).

Disse udsagn stemmer overens med *performance expectancy*-dimensionen i UTAUT-modellen, hvor accepten af teknologi afhænger af dens evne til at forbedre arbejdets kvalitet og effektivitet (Venkatesh, Morris et al. 2003, p. 447). Interviewpersonerne vurderer, at AI bidrager væsentligt til opgaveløsningen ved at analysere hele datasæt, identificere mønstre og strukturere information hurtigere og mere systematisk end den menneskelige revisor.

Teknologien muliggør en bredere dækning af datagrundlaget og kan dermed også øge sandsynligheden for at opdage regnskabsmanipulation.

Litteraturstudiet understøtter denne vurdering. Ifølge artiklen "Accounting and Auditing with Blockchain Technology and Artificial Intelligence" beskrives AI's evne til at identificere atypiske kombinationer af poster, som man nemt kan overse ved manuel gennemgang (Han, Shiwakoti et al. 2023, p. 10). Tilsvarende konkluderer Bose & Bakshi i artiklen "From Automation to Strategy: The Transformative Role of Generativ AI in Financial Auditing" at AI kan forbedre opdagelsesraten ved anvendelse af anomaly detection og realtidsanalyse af transaktioner, og derved bidrage til at reducere revisionsrisikoen (Bose, Bakshi 2025, p. 24). I litteraturstudiet nævnes løsninger som GL.ai, Clara og Mindbridge AI Auditor som eksempler på værktøjer, der anvender ML og statistiske modeller til at understøtte revisionsarbejdet. Dette perspektiv supplerer de kvalitative udsagn ved at pege på, hvordan teknologien også kan antage mere avancerede former end dem, informanterne anvender.

I praksis bruges AI især i de faser af revisionsprocessen, hvor der er behov for dataanalyse, overblik og konsistenskontrol, som fx i stikprøveplanlægning, journal entry testing, udarbejdelse af revisionsnotater og dokumentreview. Dette stemmer overens med forståelsen af AI som beslutningsunderstøttende værktøj, og viser, hvordan teknologien primært styrker revisorens analytiske evner (Oluwagbade, Boluwaji et al. 2024, p. 34).

De tre interviews viser, at AI i høj grad anvendes til at effektivisere og kvalificere det revisionsfaglige arbejde. Teknologien opleves som en hjælp til at identificere mulige manipulationer og afvigelser på et tidligere tidspunkt i processen og på en mere datadreven måde end tidligere muligt. Dermed peger de kvalitative data på, at AI faktisk kan forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation, hvilket understøtter Hypotese 1 (H1).

5.1.2 AI's begrænsninger og behov for dømmekraft

Selvom AI rummer et stort potentiale for at effektivisere revisionsarbejdet, rejses der i interviewene med revisorer også bekymringer om teknologiens begrænsninger og behovet for menneskelig dømmekraft. Informanterne fremhæver flere funktionelle styrker ved AI, men peger samtidig på, at teknologien ikke kan stå alene. Tværtimod kræver brugen af AI et erfarent revisionsblik, der kan validere og tolke outputtet i kontekst.

Amanda Jess og Martin Fjeldbonde nævner, at AI's styrke ligger i databehandling og strukturering. Martin Fjeldbonde påpeger samtidig, at AI-løsninger ofte kræver, at revisor forstår konteksten for at vurdere relevansen og kvaliteten af outputtet, mens den menneskelige revisor fortsat er ansvarlig for at foretage konklusioner og vurdere regnskabsmæssige forhold i kontekst (bilag A og C).

Martin Brogaard Nielsen understreger, at det i sidste ende er revisoren og ikke AI-løsningen, der bærer ansvaret: *"Det er trods alt os, der har ansvaret, ikke AI-løsningen"*. Han advarer mod, at teknologien kan levere svar, der fremstår overbevisende, men som ikke tager højde for den konkrete revisionskontekst (bilag B). Amanda Jess uddyber dette med begrebet *"hallucinationer"*, hvor AI opfinder information, som ikke er reel: *"Vi skal altid lave en efterbearbejdning af det output, AI genererer"* (bilag A). Martin Fjeldbonde beskriver ligeledes, hvordan AI kan bidrage med struktur og sproglig kvalitet, men understreger samtidig, at det stadig kræver et erfarent revisionsblik at vurdere indholdet i det materiale som AI genererer, og sikre, at materialet er validt og pålideligt (bilag C).

Disse betragtninger peger på en stor udfordring ved brugen af AI i revision, nemlig at teknologien ofte mangler gennemsigtighed og er svær at gennemskue. Det er ikke altid tydeligt, hvordan AI er nået frem til en given konklusion, hvilket kan skabe udfordringer for ansvar og dokumentation. Dette understreger hvor vigtigt det er at have klare beslutningsprocesser og mulighed for at efterprøve AI's output, som også nævnes i litteraturstudiet under afsnittet om teknologiske barrierer, hvor det beskrives, hvordan manglende gennemsigtighed og forståelse for AI's vurderinger kan skabe barrierer for praktisk anvendelse, hvilket understreger behovet for klare procedurer og ansvarlighed for at sikre ansvar og troværdighed i anvendelsen af teknologien.

Disse begrænsninger relaterer sig til teknologiens pålidelighed og forståelighed, hvilket knytter sig til *performance expectancy* i UTAUT-modellen. Når AI's output opleves som uklart eller upålideligt, kan det skabe usikkerhed om anvendeligheden og nødvendiggør manuel kontrol. Det øger den mentale arbejdsbyrde og kan skabe modstand mod implementering. Samtidig viser interviewresultaterne, at AI i sin nuværende form fungerer bedst i strukturerede og gentagelige opgaver, hvor risikoen for fejl kan kontrolleres.

Denne erkendelse af teknologiens nuværende begrænsninger understreger vigtigheden af at forstå AI som et værktøj under menneskelig kontrol. Det er ikke nok, at AI leverer resultater

hurtigt og effektivt. Brugeren skal også være i stand til at gennemskue og forklare grundlaget for outputtet. I revisionskontekst er dette særligt vigtigt, fordi revisor har ansvar for at kunne dokumentere og forsvare sine valg over for både klient, kolleger og eksterne interessenter.

Interviewene viser dermed, at AI's rolle i revisionsarbejdet fortsat forudsætter menneskelig vurdering og fagligt skøn. Teknologien fungerer som et understøttende redskab, men ikke som en selvstændig aktør, hvilket også bekræftes i litteraturstudiets behandling af AI's rolle i revision.

De kvalitative data viser dermed, at AI's bidrag til opdagelsen af regnskabsmanipulation i høj grad afhænger af revisorens aktive rolle i at tolke og validere teknologiens output.

5.1.3 Brugervenlighed og træning

Interviewene viser, at brugervenlighed og adgang til træning spiller en vigtig rolle for revisorers oplevelse og villighed til at bruge AI i praksis. Dette relaterer sig direkte til *effort expectancy* og *facilitating conditions* i UTAUT-modellen, hvor brugernes opfattelse af, hvor nemt teknologien er at anvende, samt tilgængelige ressourcer og støtte, har indflydelse på accepten af teknologien.

Martin Brogaard Nielsen beskriver, hvordan der i Grant Thornton arbejdes med at give medarbejdere mulighed for at eksperimentere med teknologien i uformelle læringsmiljøer, fx gennem ”*sandboxing*” og faglige fællesskaber, hvor kolleger kan støtte hinanden i brugen af AI (bilag B). Amanda Jess nævner, at AI i KPMG bruges som en støtte i revisionsprocessen, og at det er vigtigt, at brugen sker med en forståelse for teknologiens begrænsninger og behovet for menneskelig vurdering (bilag A).

Martin Fjeldbonde beskriver, at Deloitte's AI-løsninger kan give øjeblikkelig feedback til yngre revisorer, hvilket forhåbentlig gør dem dygtigere hurtigere og samtidig hæver kvaliteten af arbejdet. Han understreger også vigtigheden af at håndtere AI med forsigtighed, da der er en risiko for, at seniorrevisorer bliver lidt forført af et velskrevet AI-output og derfor måske sænker sit review niveau en smule (bilag C).

Litteraturen bakker op om disse erfaringer. Ifølge artiklen ”Assessing Artificial Intelligence Technology Acceptance in Managerial Accounting” af Vărzaru, vurderer revisorer AI mere

positivt, når de oplever teknologien som let at anvende og som en forbedring af effektiviteten (Värzaru 2022). Almaqtari nævner i artiklen ”The Role of IT Governance in the Integration of AI in Accounting and Auditing Operations”, at kompleksitet og manglende organisatorisk støtte ofte begrænser teknologiadoption (Almaqtari 2024). Dette bakkes også op af artiklen ”Artificial Intelligence Adoption Among Accountants in the UAE” af Casino Paderanga et al., som viser, at oplæring og ledelsesopbakning har en positiv indflydelse på revisorers accept af AI (Casino Paderanga, Soni et al. 2023).

Interviewene understreger dermed, at teknologisk accept ikke alene afhænger af AI’s kapabiliteter, men også af, hvor let og trygt det er for revisorer at tage teknologien i brug. Disse forhold har direkte betydning for Hypotese 2 og 3 (H2 og H3), hvor H2 relaterer sig til brugervenlighed og forventningen om teknologiens fremtidige integration, mens H3 vedrører sammenhængen mellem adgang til træning og revisorers vurdering af AI’s evne til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation.

5.1.4 Ledelsesopbakning og organisatoriske forhold

Interviewene indikerer, at ledelsesmæssig opbakning og organisatoriske forhold spiller en stor rolle for, hvordan AI implementeres og bruges i praksis. Dette relaterer sig især til *social influence* dimensionen i UTAUT-modellen, hvor accepten af teknologi i høj grad afhænger af, hvordan den bliver støttet og promoveret af kolleger og overordnede.

Amanda Jess fortæller, at ledelsen i KPMG bakker aktivt op om brugen af AI, og at Head of Audit er meget innovativt orienteret og ser fordelene ved at arbejde på en smartere måde (bilag A). Denne organisatoriske støtte har ifølge hende haft stor betydning for, at AI er blevet integreret i både uddannelse og praksis.

Martin Brogaard Nielsen understreger, at revisoren selv skal kunne forstå og tage ansvar for det output, AI genererer. Det tyder på en arbejdskultur, hvor teknologien ikke bare kan indføres oppefra, men skal give faglig mening for dem, der bruger den i praksis (bilag B).

Disse udsagn understøtter det billede, der tegnes i litteraturstudiet, hvor en positiv innovationskultur og ledelsens engagement er vigtige faktorer for teknologiaccept. Ifølge artiklen ”The Role of IT Governance in the Integration of AI in Accounting and Auditing Operations” fremmer ledelsens investeringer i træning og systemintegration revisors

motivation for at tage teknologien i brug (Almaqtari 2024). Derudover nævner ”Artificial Intelligence Adoption Among Accountants in the UAE”, at organisatorisk støtte er en vigtig faktor for revisorers accept af ny teknologi, særligt i organisationer med høj grad af kollegialt samarbejde (Casino Paderanga, Soni et al. 2023).

Interviewene viser, at det organisatoriske miljø, herunder ledelsens holdning, interne politikker og teknologisk modenhed, har stor betydning for, hvordan AI opfattes og anvendes af revisorer i praksis. Når ledelsen går forrest og skaber tydelige rammer for teknologiens anvendelse, opleves AI som mere legitim og tryk at anvende. Omvendt kan manglende ledelsesopbakning eller uklarhed omkring formål og ansvar skabe tvivl og tilbageholdenhed blandt revisorerne.

Denne sammenhæng mellem organisatorisk opbakning og oplevelsen af AI i praksis understøtter Hypotese 4 (H4), som antager, at ledelsesmæssig og kollegial opbakning har en positiv betydning for revisorers oplevelse af, at brugen af AI er frivillig og ikke et krav.

5.1.5 Etik, regulering og risikohåndtering

Anvendelsen af AI i revision rejser en række spørgsmål om etik, regulering og risikohåndtering. Disse spørgsmål knytter sig ikke alene til overholdelse af GDPR og lovgivning, men også til spørgsmål om ansvar, gennemsigtighed og faglig vurdering.

Amanda Jess beskriver, at etiske og regulatoriske overvejelser er en integreret del af beslutningsprocessen i KPMG. Hun siger *”Allerede fra starten, når vi vurderer og godkender nye AI-værktøjer, har vi etiske og regulatoriske overvejelser med i vores reviewproces, før vi overhovedet når til selve implementeringen”*. Derudover siger hun også *”Vi skal kunne forklare og dokumentere, hvordan AI er blevet brugt i processen, så vi altid kan stå inde for det endelige resultat”* (bilag A). Det fremgår dermed, at AI’s anvendelse er forbundet med klare dokumentationskrav, der skal sikre gennemsigtighed og ansvarlighed.

Martin Brogaard Nielsen fremhæver betydningen af ansvar og etisk brug af teknologien. Han siger *”Den største udfordring er at sikre, at vi ikke lader AI føre os på afveje - Altså at vi forstår det, vi beder AI om”*. Han understreger også nødvendigheden af kritisk efterprøvning: *”Vi kan ikke bare stole blindt på AI-løsninger”*. I relation til datasikkerhed udtaler han *”Vi har et skærpet krav til fortrolighed, og vi skal være meget opmærksomme på, hvordan AI-løsninger bliver designet. Det er afgørende, at AI-systemerne ikke utilsigtet træner på revisionsmateriale,*

der er blevet indsamlet gennem årene”. ”Vi skal sikre, at AI ikke bryder med fortrolighedsprincipperne, hvilket i sig selv også er et etisk aspekt”. Han nævner også det regulatoriske aspekt og siger ”Vi vil blive reguleret af AI Act, og jeg ser ikke umiddelbart, at vi har særlige udfordringer, der adskiller sig fra andre erhverv” (bilag B).

Martin Fjeldbonde nævner, at der bliver behov for klare retningslinjer og fremtidig regulering. *”Jeg tror, der bliver behov for klare retningslinjer og regulering på området. Jeg ved, at der allerede er nedsat arbejdsgrupper i blandt andet FSR og på reguleringsniveau, hvor vi også har nogle folk med, som diskuterer, hvordan vi håndterer AI i revision fremadrettet” (bilag C).* Dette understreger, at branchen er opmærksom på behovet for governance og fælles standarder.

Disse udsagn peger samlet set på, at AI ikke blot skal håndteres som et teknologisk redskab, men også som en potentiel risikofaktor, der kræver governance, klare procedurer og løbende etisk overvejelse. Dette stemmer overens med litteraturstudiets pointer under afsnittet om eksterne barrierer, hvor det fremhæves, at uklarhed om lovhjemmel til behandling af personoplysninger, uklare retslige rammer og manglende harmonisering af AI-reguleringer samt krav til dataetiske standarder kan begrænse implementeringen (Deloitte 2024b, Han, Shiwakoti et al. 2023, Almaqtari 2024).

Interviewene indikerer dermed, at risikohåndtering omkring AI i revisionsbranchen sker gennem interne politikker, tekniske begrænsninger og øget ansvarlighed i anvendelsen. Det understreges, at revisor ikke blot skal kunne anvende teknologien, men også forstå, kontrollere og dokumentere dens rolle i revisionsprocessen.

5.2 Accept og anvendelse: En spørgeskemaanalyse

5.2.1 Deskriptiv analyse

For at opnå en indledende forståelse af respondenterne og danne et empirisk grundlag for de efterfølgende analyser, gennemføres der en deskriptiv analyse af data indsamlet gennem spørgeskemaundersøgelsen. Undersøgelsen blev udsendt til revisorer og medarbejdere i revisionsbranchen og havde til formål at belyse deres erfaring med og holdninger til brugen af AI i revisionsarbejdet. I alt deltog 46 personer i spørgeskemaundersøgelsen, hvilket giver et acceptabelt grundlag for at danne et indledende billede af, hvem respondenterne er, og hvordan

de forholder sig til AI i revisionsbranchen, både i forhold til deres baggrund og deres oplevelser og vurderinger af teknologiens potentiale og udbredelse.

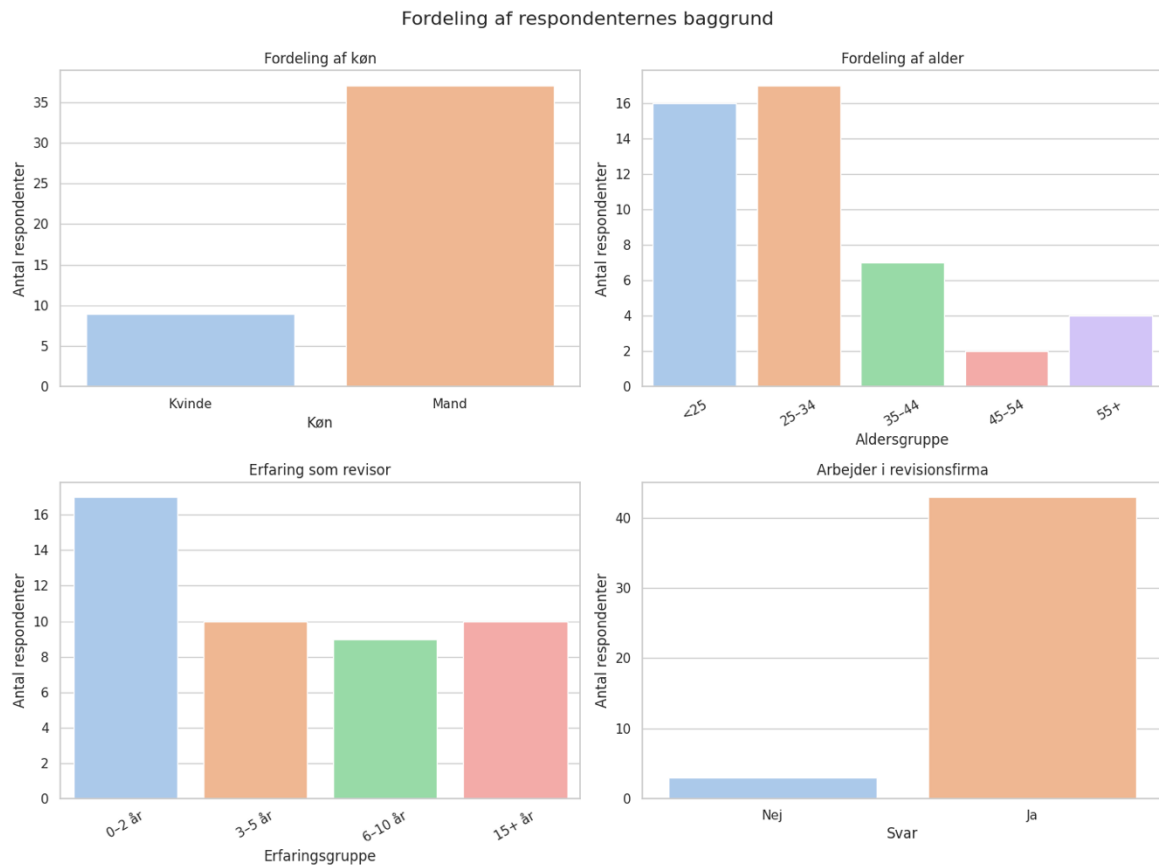
Figur 4 nedenfor giver et overblik over respondenternes køn, alder, erfaring og om de arbejder i et revisionshus.

Af de 46 respondenter angav 80,4% at de er mænd, mens 19,6% var kvinder. Denne kønsmæssige skævvridning afspejler til dels kønsfordelingen i revisionsbranchen, særligt i de mere erfarne lag, hvor mænd typisk er overrepræsenterede.

Aldersfordelingen blandt respondenterne viser, at gruppen hovedsageligt består af yngre revisorer. De to største aldersgrupper er henholdsvis "under 25 år" (37%) og "25-34 år" (34,8%). Derimod er andelen af respondenter i aldersgruppen 45 år og derover relativt lav, hvilket potentielt kan påvirke resultaterne, da yngre respondenter muligvis er mere vant til at arbejde med digitale værktøjer og derfor kan være mere åbne over for nye teknologier som AI.

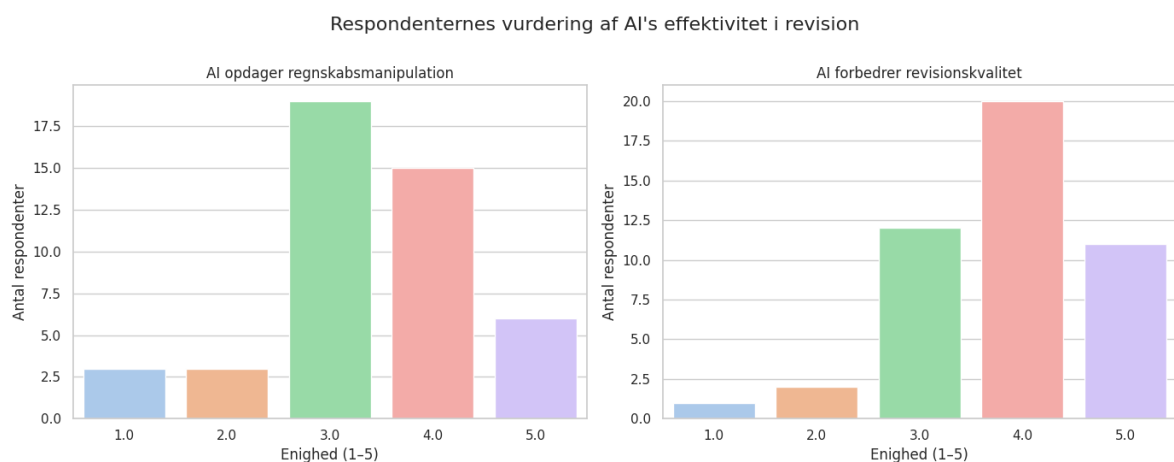
Erfaringsniveauet blandt respondenterne understøtter billedet af en overvægt af yngre deltagere. 37% har 0-2 års erfaring som revisor, mens både gruppen med 3-5 års erfaring og gruppen med 15+ års erfaring udgør 21,7%. Gruppen med 6-10 års erfaring følger tæt efter med 19,6%. Ingen af respondenterne har angivet at have 11-14 års erfaring, hvilket skaber et mindre tomrum i midten af erfaringsspektret. Det giver dog stadig en relativt jævn fordeling blandt de øvrige erfarne revisorer og muliggør sammenligninger på tværs af erfaringstyper.

Langt størstedelen af deltagerne arbejder i et revisionsfirma (93,5%), mens kun en mindre del ikke er tilknyttet revisionsbranchen. Det understøtter validiteten af besvarelserne, da respondenterne vurderes at have relevant indsigt i revisionspraksis.



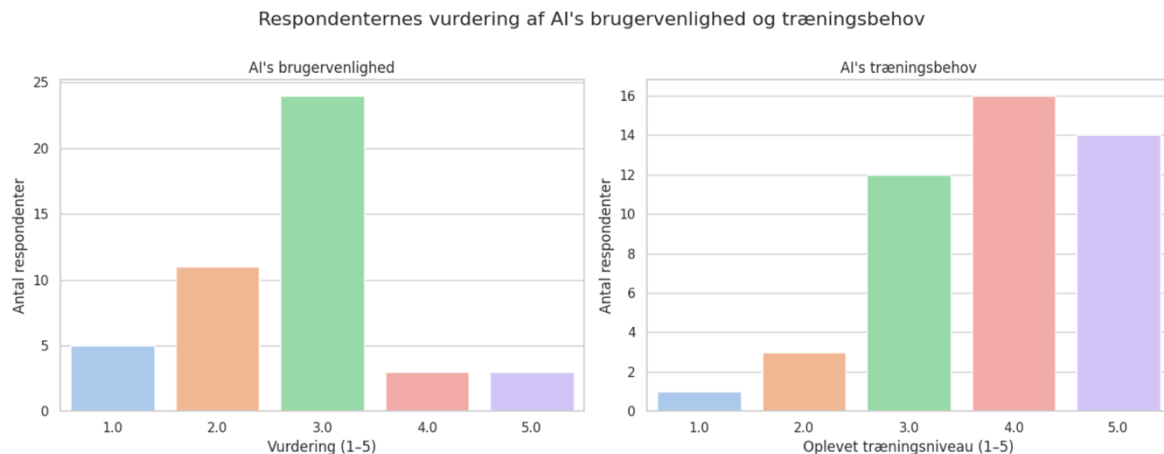
Figur 4 - Fordeling af respondenternes baggrund (bilag F)

Respondenterne blev bedt om at tage stilling til, hvorvidt AI kan forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation og den overordnede kvalitet af revisionsarbejdet. Som det fremgår af figur 5 nedenfor, vurderer en stor del af respondenterne, at AI i høj grad kan hjælpe med at opdage uregelmæssigheder og forbedre det overordnede revisionsarbejde. Disse vurderinger af teknologiens fordele svarer til begrebet *performance expectancy* i UTAUT-modellen.



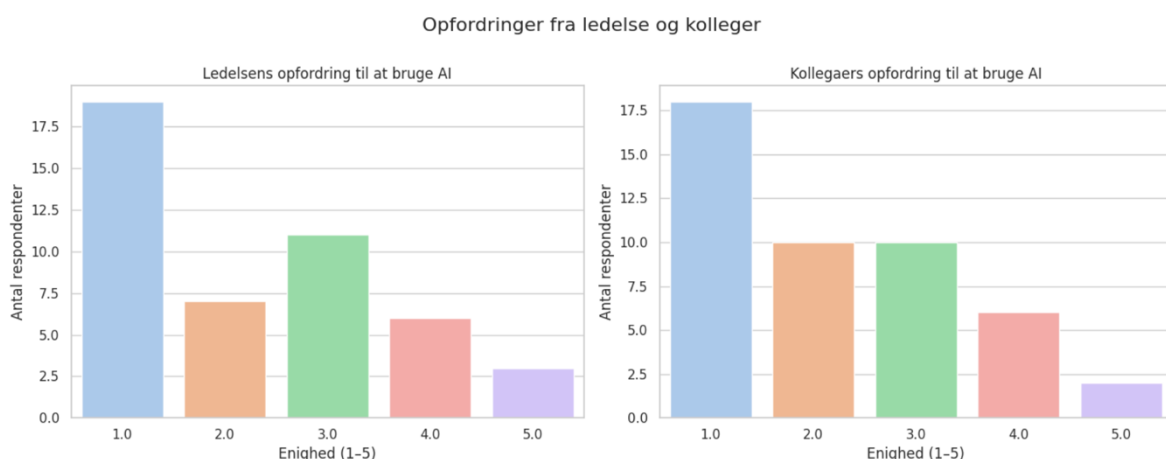
Figur 5 - Vurdering af AI's effektivitet i revision (bilag F)

Respondenterne blev spurgt til deres oplevelse af AI's brugervenlighed og hvor meget oplæring det kræver at anvende teknologien effektivt. Resultaterne, der fremgår af figur 6, viser, at AI vurderes som moderat brugervenligt, men med et forholdsvis højt træningsbehov. Det tyder på, at teknologien kræver investering i oplæring og support, hvis den skal anvendes i større skala. Dette relaterer sig til *effort expectancy*, altså den indsats respondenterne mener, teknologien kræver.



Figur 6 - Vurdering af AI's brugervenlighed og træningsbehov (bilag F)

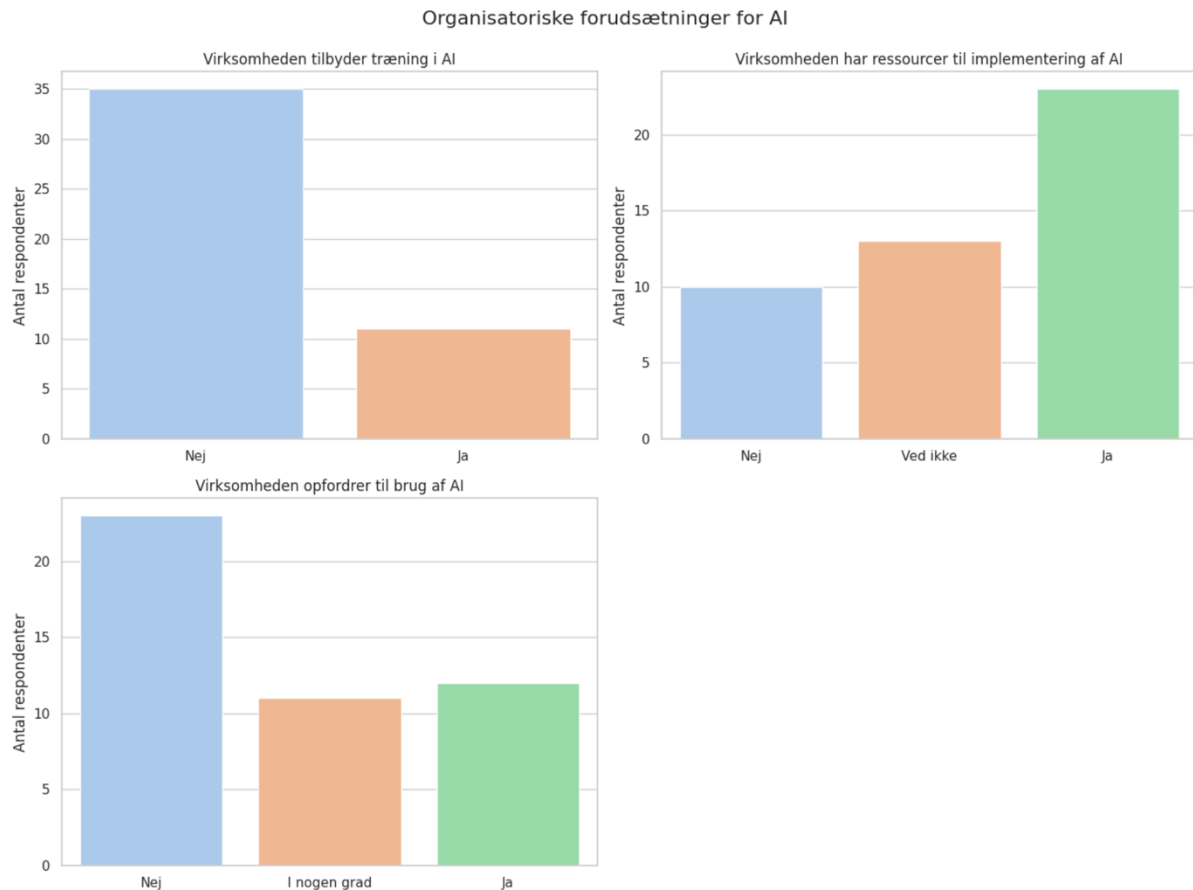
For at belyse sociale faktorer i implementeringen blev deltagerne spurgt, om deres ledelse og kolleger opfordrer dem til at bruge AI. Som vist i figur 7 vurderes både ledelsesmæssig og kollegial opbakning som lav. Dette kan have en bremsende effekt på motivationen til at tage teknologien i brug. Dette svarer til *social influence* i UTAUT-modellen.



Figur 7 - Opfordringer fra ledelse og kolleger (bilag F)

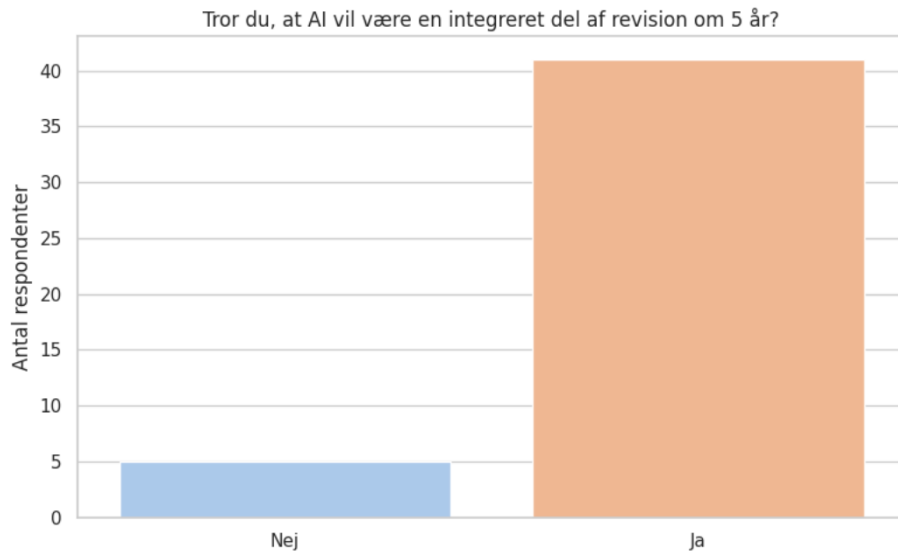
Respondenterne blev også spurgt, om deres virksomhed anvender AI, tilbyder træning og har ressourcer til implementering. Figur 8 viser, at kun 26,1% arbejder i en virksomhed, hvor AI

anvendes, og hele 76,1 % har ikke adgang til træning. Derimod vurderer en vis andel, at deres virksomhed har ressourcerne til at implementere AI. Disse rammer udgør de *facilitating conditions*, som UTAUT beskriver som nødvendige for reel anvendelse af ny teknologi.



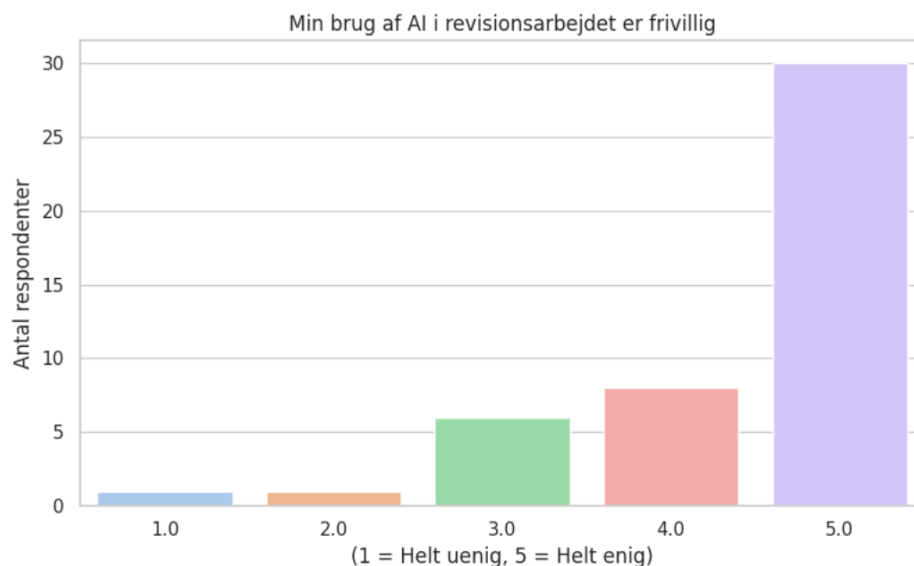
Figur 8 - Organisatoriske forudsætninger for AI (bilag F)

Respondenterne blev spurgt, om de forventer, at AI vil være en integreret del af revisionsarbejdet om fem år. Som det fremgår af figur 9, forventer 89,1% af respondenterne, at AI vil blive en integreret del af arbejdet, hvilket viser en høj intention om fremtidig anvendelse, også blandt dem, der ikke bruger AI i revisionsarbejdet i dag. I forhold til UTAUT-modellen afspejler denne holdning høj *behavioral intention*.



Figur 9 - AI integreret del af revision om 5 år (bilag F)

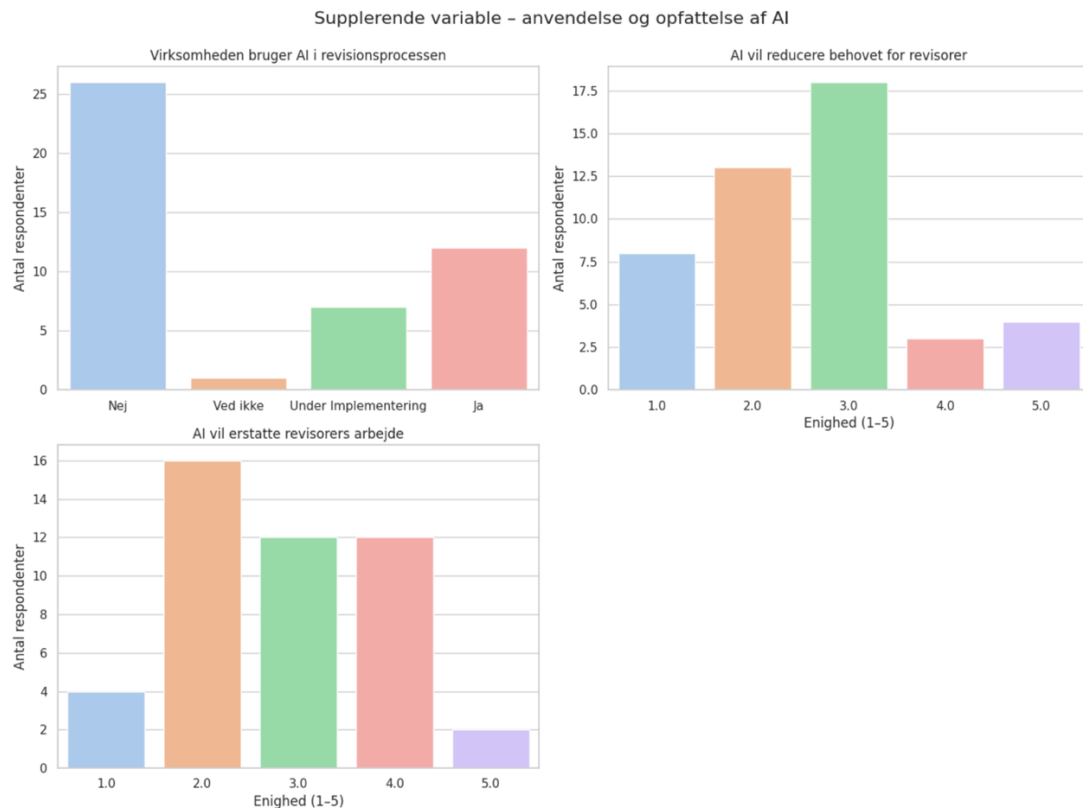
Respondenterne blev også bedt om at vurdere, hvorvidt deres brug af AI er frivillig eller et krav fra virksomheden. Figur 10 viser, at langt størstedelen oplever brugen som frivillig. Det tyder på, at revisorer har en vis grad af selvbestemmelse i forhold til at vælge teknologien til. Det er en faktor, der kan være vigtig for positiv teknologiaccept og som i UTAUT-modellen betegnes som voluntariness of use, altså oplevelsen af, at brugen er frivillig og ikke påtvunget.



Figur 10 - Brug af AI i revisionsarbejdet er frivillig (bilag F)

Til sidst viser supplerende spørgsmål, som illustreret af figur 11, at en stor del af respondenterne mener, at AI vil reducere behovet for revisorer i fremtiden, men kun en mindre andel mener, at AI direkte vil kunne erstatte deres arbejde. Disse vurderinger bidrager til at nuancere billedet

af teknologiens rolle i revision og supplere analysen med holdninger, der ikke dækkes af UTAUT-modellen.



Figur 11 - Supplerende variable: Anvendelse og opfattelse af AI (bilag F)

Den deskriptive analyse giver et nuanceret billede af revisors erfaringer og holdninger til AI, som nu danner grundlag for en mere systematisk hypotesetest og vurdering af de underliggende sammenhænge.

5.2.2 Hypotesetest og dybdegående analyse

H1: Revisorer vurderer, at AI forbedrer deres evne til at opdage regnskabsmanipulation.

Hypotese 1 (H1) undersøger, hvorvidt revisorer vurderer, at AI forbedrer deres evne til at opdage regnskabsmanipulation. I UTAUT-modellen svarer dette til dimensionen *performance expectancy*, som beskriver i hvilken grad brugeren forventer, at en teknologi vil forbedre arbejdspræstationen. Da opdagelsen af regnskabsmanipulation er en kerneopgave i revisionsarbejdet, og fordi AI kan tilbyde nye analytiske muligheder, er netop denne hypotese vigtig i forhold til at vurdere teknologiens praktiske relevans for revisorer.

Litteraturen i litteraturstudiet peger også på, at AI har potentiale til at styrke revisors evne til at analysere store datamængder og identificere afvigelser, som ellers ville være svære at opdage manuelt. Teknologier som ML og anomaly detection fremhæves ofte som særligt relevant til dette formål. Denne hypotese er derfor både teoretisk og praktisk relevant for revisionspraksis, hvor risiko for fejl og besvigelser skal minimeres gennem målrette datagennemgang.

Den afhængige variabel af H1 er respondenternes vurdering af udsagnet: *"Jeg tror, at AI vil hjælpe mig med at opdage regnskabsmanipulation hurtigere og mere præcist"*. Variablen er målt på 5-punkt Likert-skala (1= meget uenig, 5 = meget enig) og optræder i datasættet som "ai_opdager_manipulation".

De uafhængige variabler i modellen er:

- ai_forbedrer_kvalitet
- brugervenlighed
- ledelsesopbakning
- kollegial_opbakning
- frivillighed
- ai_træning_i_virksomheden
- ressourcer_til_implemterering
- virksomhed_opfordrer

Alle variabler er målt på 5-punkt skalaer, undtagen "ai_træning_i_virksomheden", som er kodet som 0 = nej og 1 = ja. Det er ikke konstrueret indeks, og skala-reliabilitet er ikke vurderet, da hver variabel analyseres enkeltvis.

Der er anvendt lineær regression, hvor "ai_opdager_manipulation" er den afhængige variabel. De øvrige variabler indgår som forklarende led. Lineær regression er valgt, da den gør det muligt at vurdere både den individuelle og den samlede betydning af forskellige faktorer for respondenternes vurdering. Modellen anvendes desuden bredt i analyser af Likert-skalerede data, særligt når skalaen antages at opføre sig som intervalniveau.

Figur 12 nedenfor viser, at "ai_forbedrer_kvalitet" har en signifikant positiv sammenhæng med "ai_opdager_manipulation" ($\beta = 0,3527, p = 0,021$). Det betyder, at respondenter, der vurderer AI som kvalitetsfremmende, også i højere grad vurderer, at AI kan hjælpe med at

opdage regnskabsmanipulation. Derudover har ”kollegial_opbakning” også en signifikant effekt ($\beta = 0,4192, p = 0,024$).

Modellen har en forklaringsgrad på $R^2 = 0,477$ og er samlet set signifikant på 1%-niveau, hvilket tyder på en god modeltilpasning, særligt i betragtning af det begrænsede antal observationer.

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	ai_opdager_manipulation	R-squared:	0.477			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.364			
Method:	Least Squares	F-statistic:	4.220			
Date:	Tue, 13 May 2025	Prob (F-statistic):	0.00114			
Time:	08:56:37	Log-Likelihood:	-50.833			
No. Observations:	46	AIC:	119.7			
Df Residuals:	37	BIC:	136.1			
Df Model:	8					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	1.1371	0.778	1.461	0.152	-0.440	2.714
ai_forbedrer_kvalitet	0.3527	0.146	2.415	0.021	0.057	0.649
brugervenlighed	0.2180	0.147	1.480	0.147	-0.081	0.516
ledelsesopbakning	-0.1150	0.204	-0.563	0.577	-0.529	0.299
kollegial_opbakning	0.4192	0.178	2.359	0.024	0.059	0.779
frivillighed	0.0260	0.134	0.194	0.847	-0.246	0.298
ai_træning_i_virkomheden	0.3391	0.357	0.949	0.349	-0.385	1.063
ressourcer_til_implementering	-0.4121	0.356	-1.159	0.254	-1.133	0.309
virkomhed_opfordrer	-0.6435	0.402	-1.603	0.117	-1.457	0.170
Omnibus:	0.576	Durbin-Watson:	1.754			
Prob(Omnibus):	0.750	Jarque-Bera (JB):	0.690			
Skew:	-0.226	Prob(JB):	0.708			
Kurtosis:	2.605	Cond. No.	49.4			

Figur 12 - Regressionsmodel for H1 (bilag F)

De statistiske resultater i figur 12 viser, at revisorer generelt vurderer, at AI har potentiale til at styrke deres evne til at opdage regnskabsmanipulation. Særligt sammenhængen med vurderingen af, at AI forbedrer revisionskvaliteten, indikerer, at respondenterne ser disse to aspekter som nært forbundne. Det er i tråd med UTAUT, hvor *performance expectancy* har stor betydning for brugernes accept af teknologi.

At ”kollegial_opbakning” også er signifikant, antyder, at *social influence* og måske erfaringer fra kolleger, spiller en rolle for, hvordan AI vurderes som værktøj. Dette peger på, at revisorers vurderinger ikke formes uafhængigt, men i samspil med faglige netværk og arbejdsfællesskaber.

Hypotese 1 (H1) vurderes derfor som bekræftet. Revisorer vurderer, at AI styrker deres evne til at opdage regnskabsmanipulation, særligt når teknologien opleves som kvalitetsfremmende og støttes kollegialt.

H2: Revisorer, der oplever AI som brugervenligt, forventer i højere grad, at teknologien bliver en integreret del af revisionsarbejdet om fem år.

Denne hypotese tager udgangspunkt i dimensionen *effort expectancy* i UTAUT-modellen. Ifølge modellen vil teknologier, som opleves som lette at bruge, øge sandsynligheden for, at brugeren opfatter teknologien som anvendelig og relevant, også på længere sigt. I denne sammenhæng undersøges det, om revisorer, der vurderer AI som brugervenligt, også i højere grad forventer, at teknologien bliver en integreret del af revisionsarbejdet inden for de næste fem år.

Dette er relevant for praksis, da forventningen om fremtidig udbredelse kan være et udtryk for tillid til teknologien. Hvis brugervenlighed bidrager til en positiv fremtidsvurdering, understreger det behovet for at fokusere på funktionelt og tilgængeligt design i AI-løsninger til revisionsbrug.

Den afhængige variabel er "ai_integration_5år" som måler respondenternes vurdering af udsagnet "AI vil være en integreret del af revision om 5 år". Den er målt på en 5-punkt Likert-skala (1 = meget uenig, 5 = meget enig). Den uafhængige variabel er "brugervenlighed", målt på samme 5-punktsskala ud fra spørgsmålet "Hvor brugervenlig mener du, at AI er i revisionsarbejdet?".

Begge variabler indgår uændret og er behandlet som numeriske i analysen. Hypotesen testes ved hjælp af lineær regression, hvor "ai_integration_5år" er den afhængige variabel og "brugervenlighed" er den forklarende. Metoden er valgt for at kvantificere sammenhængen mellem oplevet brugervenlighed og forventningen om fremtidig AI-integration.

Regressionsanalysen, som kan ses i figur 13, viser en signifikant positiv sammenhæng mellem "brugervenlighed" og "ai_integration_5år". Koefficienten er $\beta = 0,1329$, ($p = 0,004$), hvilket betyder, at for hver enhed brugervenligheden stiger, øges forventningen om AI-integration med gennemsnitligt 0,13 point på skalaen.

Modellen er signifikant ($p < 0,01$) og forklarer ca. 17% af variationen i den afhængige variabel ($R^2 = 0,170$). Det vurderes som acceptabelt i forhold til stikprøvestørrelsen og de få variabler i modellen.

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	ai_integration_5år		R-squared:	0.170		
Model:	OLS		Adj. R-squared:	0.151		
Method:	Least Squares		F-statistic:	8.999		
Date:	Tue, 13 May 2025		Prob (F-statistic):	0.00443		
Time:	08:56:37		Log-Likelihood:	-7.3028		
No. Observations:	46		AIC:	18.61		
Df Residuals:	44		BIC:	22.26		
Df Model:	1					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	0.5274	0.129	4.100	0.000	0.268	0.787
brugervenlighed	0.1329	0.044	3.000	0.004	0.044	0.222
Omnibus:	27.160		Durbin-Watson:	2.467		
Prob(Omnibus):	0.000		Jarque-Bera (JB):	43.831		
Skew:	-1.908		Prob(JB):	3.04e-10		
Kurtosis:	5.883		Cond. No.	9.67		

Figur 13 - Regressionsmodel for H2 - (bilag F)

Der er en klar og signifikant sammenhæng mellem revisorers oplevelse af AI som brugervenligt og deres forventning om, at teknologien bliver en integreret del af revisionsarbejdet inden for fem år. Resultatet er i overensstemmelse med UTAUT-teorien, hvor *effort expectancy* er en determinant for teknologiaccept.

Det kan tolkes sådan, at brugervenlighed ikke blot er en her-og-nu faktor, men også påvirker fremtidige vurderinger og strategiske forventninger. Det understøtter, at brugervenlighed bør prioriteres i design og implementering af AI-løsninger til revisorer, både for at fremme anvendelse og for at styrke teknologiens position i revisionsbranchens udvikling.

Hypotese 2 (H2) vurderes som bekræftet. Revisorer, der oplever AI som brugervenligt, forventer i højere grad, at teknologien bliver en integreret del af revisionsarbejdet om fem år.

H3: Revisorer, der har adgang til træning i AI, vurderer i højere grad, at teknologien forbedrer deres evne til at opdage regnskabsmanipulation.

Denne hypotese undersøger sammenhængen mellem adgang til træning i AI og revisorers vurdering af teknologiens evne til at styrke opdagelsen af regnskabsmanipulation. I UTAUT-modellen relaterer dette sig delvist til de såkaldte *facilitating conditions*, der omfatter de organisatoriske og tekniske forudsætninger, som muliggør anvendelse af ny teknologi.

I litteraturstudiet fremhæves det, at træning spiller en vigtig rolle for teknologiaccept, idet kompetenceudvikling kan mindske usikkerhed og øge tillid til teknologien. Manglende adgang til træning er samtidig beskrevet som en barriere i flere studier, da revisorer uden støtte og viden kan være tilbageholdende med at anvende AI-løsninger i praksis. Hypotesen har derfor både teoretisk og praktisk relevans for implementeringen af AI i revisionsbranchen.

Den afhængige variabel er "ai_opdager_manipulation", som måler graden af enighed i udsagnet: "Jeg tror, at AI vil hjælpe mig med at opdage regnskabsmanipulation hurtigere og mere præcist". Den er målt på en 5-punkt Likert-skala (1 = meget uenig, 5 = meget enig).

Den uafhængige variabel er "ai_træning_i_virksomheden", som er en dummyvariabel kodet som 1 = ja (virksomheden tilbyder træning i AI) og 0 = nej.

Som der kan ses i figur 8, svarer 76,1 % af respondenterne, at deres virksomhed ikke tilbyder træning i AI, mens 23,9% har adgang. Det betyder at sammenligningen foretages på baggrund af en skæv fordeling mellem grupperne.

Til test af hypotesen er der anvendt lineær regression, hvor "ai_opdager_manipulation" er den afhængige variabel og "ai_træning_i_virksomheden" er den forklarende. Valget af lineær regression er foretaget med henblik på at vurdere forskellen i gennemsnitlig vurdering af AI's evne til at opdage manipulation mellem respondenter med og uden adgang til træning.

Figur 14 nedenfor viser, at "ai_træning_i_virksomheden" har en ikke-signifikant sammenhæng med "ai_opdager_manipulation". Koefficienten er $\beta = 0,3221$ ($p = 0,368$), hvilket betyder, at revisorer med adgang til træning i gennemsnit vurderer AI en smule højere, men forskellen er statistisk usikker. Det er værd at bemærke, at kun 23,9% af respondenterne har adgang til træning, hvilket giver et begrænset antal observationer i den ene gruppe og dermed kan svække den statistiske styrke i analysen.

Modellen er ikke signifikant ($p = 0,368$) og forklarer kun 1,8% af variationen i vurderingen af AI's evne til at opdage regnskabsmanipulation ($R^2 = 0,018$). Analysen viser ingen signifikant sammenhæng mellem træning og vurdering, hvilket indikerer, at træning i sig selv ikke er afgørende.

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	ai_opdager_manipulation	R-squared:	0.018			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	-0.004			
Method:	Least Squares	F-statistic:	0.8289			
Date:	Tue, 13 May 2025	Prob (F-statistic):	0.368			
Time:	08:56:37	Log-Likelihood:	-65.315			
No. Observations:	46	AIC:	134.6			
Df Residuals:	44	BIC:	138.3			
Df Model:	1					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	3.3143	0.173	19.158	0.000	2.966	3.663
ai_tr�ning_i_virksomheden	0.3221	0.354	0.910	0.368	-0.391	1.035
Omnibus:	3.458	Durbin-Watson:	1.236			
Prob(Omnibus):	0.177	Jarque-Bera (JB):	2.511			
Skew:	-0.551	Prob(JB):	0.285			
Kurtosis:	3.308	Cond. No.	2.51			

Figur 14 - Regressionsmodel for H3 (bilag F)

Selvom revisorer med adgang til træning i gennemsnit vurderer teknologien lidt mere positiv, er forskellen ikke signifikant. Det betyder, at der er ikke statistisk grundlag for at konkludere, at adgang til træning i sig selv har en afgørende betydning for revisorers vurdering af AI's potentiale i opdagelsen af regnskabsmanipulation.

Flere forhold kan forklare dette resultat. Det er muligt, at kvaliteten eller omfanget af træningen varierer meget mellem virksomheder. Samtidig kan vurderingen af AI også afhænge af erfaring, branchekultur og generelt teknologisk niveau. En alternativ forklaring kan være, at vurderingen i højere grad afspejler overordnede holdninger til teknologi end konkret træningsadgang.

Hypotese 3 (H3) afkræftes. Der er ikke fundet statistisk belæg for, at adgang til træning i AI har en signifikant sammenhæng med revisorers vurdering af teknologiens evne til at opdage regnskabsmanipulation.

H4: Ledelsesmæssig og kollegial opbakning har en positiv indvirkning på revisorers oplevelse af frivillighed i brugen af AI.

Hypotese 4 (H4) tager udgangspunkt i dimensionen *social influence* fra UTAUT-modellen. Her antages det, at individers holdninger og intentioner omkring teknologi i høj grad formes af omgivelserne, herunder særligt ledelsens signaler og kollegers adfærd. I denne hypotese undersøges det, om opbakning fra ledelse og kolleger har betydning for, om revisorer oplever brugen af AI som frivillig frem for pålagt.

I praksis er dette vigtigt, fordi oplevet frivillighed ofte er en indikator for, om teknologibrug udspringer af motivation og faglig interesse frem for kontrol og tvang. Hvis *social influence* fremmer oplevelsen af frivillighed, kan det tale for at prioritere en kultur, hvor AI implementeres gennem støtte og dialog frem for krav og standardisering.

Den afhængige variabel er ”frivillighed”, målt som respondentens vurdering af udsagnet: ”*Min brug af AI i revisionsarbejdet er frivillig og ikke et krav fra min virksomhed*”. Skalaen går fra 1 (meget uenig) til 5 (meget enig).

De uafhængige variable er ”ledelsesopbakning” og ”kollegial_opbakning”, som hver især måler oplevet opfordring til brug af AI fra henholdsvis ledelse og kolleger. Begge er målt på en 5-punktsskala.

Der er anvendt lineær regression, hvor ”frivillighed” er den afhængige variabel og ”ledelsesopbakning” samt ”kollegial_opbakning” indgår som forklarende. Formålet er at vurdere, om der er en signifikant lineær sammenhæng mellem oplevet social opbakning og vurderingen af AI-brug som frivillig. Modellen tillader desuden vurdering af de to faktors relative betydning.

Figur 15 viser, at hverken ”ledelsesopbakning” ($\beta = 0,0351, p = 0,843$) eller ”kollegial_opbakning” ($\beta = -0,0015, p = 0,994$) har en signifikant effekt på oplevet frivillighed. Koefficienterne er tæt på nul og p-værdierne høje, hvilket tyder på fravær af systematisk sammenhæng.

Modellen som helhed er ikke signifikant ($p = 0,954$) og har en meget lav forklaringsgrad ($R^2 = 0,002$). Den statistiske styrke er derfor begrænset, og analysen giver ikke støtte til hypotesen.

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	frivillighed	R-squared:	0.002			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	-0.044			
Method:	Least Squares	F-statistic:	0.04688			
Date:	Tue, 13 May 2025	Prob (F-statistic):	0.954			
Time:	08:56:37	Log-Likelihood:	-62.660			
No. Observations:	46	AIC:	131.3			
Df Residuals:	43	BIC:	136.8			
Df Model:	2					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	4.3363	0.310	13.984	0.000	3.711	4.962
ledelsesopbakning	0.0351	0.176	0.200	0.843	-0.320	0.390
kollegial_opbakning	-0.0015	0.188	-0.008	0.994	-0.381	0.378
Omnibus:	22.086	Durbin-Watson:	2.093			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	30.436			
Skew:	-1.649	Prob(JB):	2.46e-07			
Kurtosis:	5.237	Cond. No.	8.24			

Figur 15 - Regressionsmodel for H4 (bilag F)

Der findes ingen signifikant sammenhæng mellem ledelsesmæssig eller kollegial opbakning og revisorers oplevelse af, hvorvidt brugen af AI er frivillig. Det tyder på, at oplevelsen af frivillighed ikke i væsentlig grad er påvirket af, hvordan omgivelserne kommunikerer omkring teknologien.

Det kan skyldes, at frivillighed i højere grad afhænger af virksomhedens formelle politikker eller den enkeltes rolle, snarere end af social opbakning. Alternativt kan begrebet frivillighed være tolket forskelligt af respondenterne, fx som fravær af krav, snarere end som udtryk for indre motivation.

Dette billede bekræftes yderligere af de fordelinger, der ses i Figur 7 og 10. Et stort flertal af respondenterne angiver, at brugen af AI er frivillig (64,4% svarer 5), men samtidig oplever mange, at de ikke opfordres til at bruge teknologien, hverken af ledelsen (40% svarer 1) eller kollegaer (37,8% svarer 1). Disse resultater understøtter, at fraværet af social opbakning ikke nødvendigvis opleves som tvang, men snarere som et tegn på selvbestemmelse eller manglende fokus på AI fra organisationens side.

Hypotese 4 (H4) afkræftes. Der er ikke fundet statistisk grundlag for, at opbakning fra ledelse eller kolleger har betydning for revisorers oplevelse af frivillighed i brugen af AI.

5.2.3 Samspil mellem faktorer

For at styrke forklaringskraften og analysens dybde er der gennemført en samlet regressionsmodel, hvor flere centrale faktorer testes samtidig. Denne analyse bygger videre på hypoteserne H1-H4 og søger at afdække, hvordan centrale faktorer for teknologiaccept spiller sammen, når revisorer skal tage stilling til AI's fremtidige rolle i revisionspraksis.

I den samlede regressionsmodel anvendes "ai_integration_5år" som afhængig variabel. Denne variabel måler, i hvilken grad revisorer forventer, at AI vil være en integreret del af revisionsarbejdet om fem år. Valget er baseret på teori og praksis. Ifølge UTAUT-modellen er *intention to use* en stor indikator for accept af ny teknologi. Da mange revisorer endnu ikke bruger AI i praksis, er forventningen om fremtidig integration et mere realistisk og fremadskuende mål for teknologiaccept. Samtidig afspejler variabelen et sammenspil af flere vurderinger, herunder teknologiens fordel, brugervenlighed, organisatorisk støtte og personlig holdning.

De forklarende variable i modellen er:

- ai_forbedrer_kvalitet (*performance expectancy*)
- brugervenlighed (*effort expectancy*)
- frivillighed (*voluntariness of use*)
- ledelsesopbakning (*social influence*)
- ai_træning_i_virksomheden (*facilitating conditions*)
- erfaring (respondentens erfaring i revisionsbranchen)

Derudover inkluderes en interaktionseffekt mellem "brugervenlighed" og "erfaring" for at belyse, om teknologiens brugervenlighed vurderes forskelligt afhængigt af revisionsmæssig erfaring. Alle variable er behandlet som numeriske og kode og output er dokumenteret i bilag F og kan ses i figur 16 nedenfor.

Grundmodellen uden interaktion viser, at "ai_forbedrer_kvalitet" ($\beta = 0,1858, p < 0,001$) og "brugervenlighed" ($\beta = 0,0793, p = 0,044$) har signifikant positiv effekt på revisorers forventning om, at AI bliver en integreret del af revision. Samlet forklarer modellen 52,7% af variationen i den afhængige variabel ($R^2 = 0,527$), hvilket er højt for spørgeskema data. Derudover viser "ai_træning_i_virksomheden" en signifikant negativ effekt ($\beta = -0,2109, p = 0,046$), hvilket er et overraskende resultat, da man ud fra teorien om *facilitating*

conditions i UTAUT-modellen kunne forvente, at træning understøtter, og ikke bremser, accept og integration af ny teknologi.

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	ai_integration_5år	R-squared:	0.527			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.454			
Method:	Least Squares	F-statistic:	7.248			
Date:	Tue, 13 May 2025	Prob (F-statistic):	3.03e-05			
Time:	08:56:55	Log-Likelihood:	5.6466			
No. Observations:	46	AIC:	2.707			
Df Residuals:	39	BIC:	15.51			
Df Model:	6					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	0.1365	0.275	0.497	0.622	-0.419	0.692
ai_forbedrer_kvalitet	0.1858	0.042	4.396	0.000	0.100	0.271
brugervenlighed	0.0793	0.038	2.084	0.044	0.002	0.156
frivillighed	-0.0229	0.039	-0.593	0.557	-0.101	0.055
ledelsesopbakning	0.0209	0.034	0.621	0.538	-0.047	0.089
ai_træning_i_virkomheden	-0.2109	0.102	-2.063	0.046	-0.418	-0.004
erfaring	-0.0280	0.026	-1.067	0.293	-0.081	0.025
Omnibus:	27.290	Durbin-Watson:	2.647			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	51.892			
Skew:	-1.724	Prob(JB):	5.39e-12			
Kurtosis:	6.897	Cond. No.	60.0			

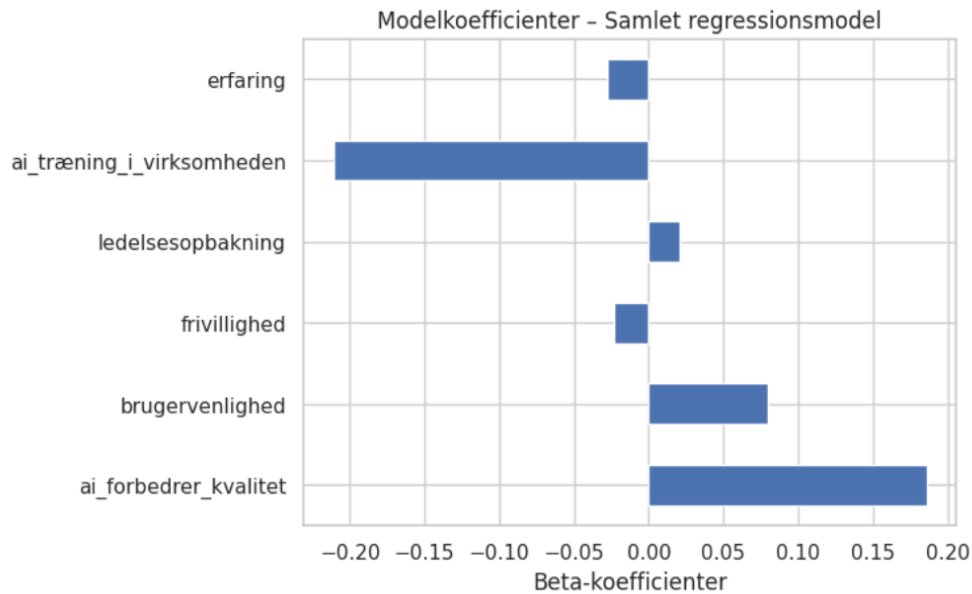
Figur 16 - Grund regressionsmodel (bilag F)

I den udvidede model, som kan ses i figur 17 nedenfor, tilføjes interaktionen ”brugervenlighed_erfaring”. Her vises interaktionstermen sig at være signifikant ($\beta = 0,0648, p = 0,004$), og modellens forklaringsgrad stiger til $R^2 = 0,619$. Dette betyder, at den positive effekt af brugervenlighed på AI-intention forstærkes blandt mere erfarne revisorer. Samtidig bliver den direkte effekt af erfaring negativ og signifikant ($\beta = -0,2062, p = 0,002$), hvilket tyder på, at revisorer med større erfaring generelt er mere skeptiske over for AI, medmindre teknologien opleves som meget brugervenlig.

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	ai_integration_5år	R-squared:		0.619		
Model:	OLS	Adj. R-squared:		0.549		
Method:	Least Squares	F-statistic:		8.832		
Date:	Tue, 13 May 2025	Prob (F-statistic):		2.06e-06		
Time:	08:58:33	Log-Likelihood:		10.631		
No. Observations:	46	AIC:		-5.262		
Df Residuals:	38	BIC:		9.367		
Df Model:	7					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	0.7305	0.317	2.302	0.027	0.088	1.373
ai_forbedrer_kvalitet	0.1459	0.041	3.593	0.001	0.064	0.228
brugervenlighed	-0.0831	0.064	-1.304	0.200	-0.212	0.046
frivillighed	-0.0196	0.035	-0.557	0.581	-0.091	0.051
ledelsesopbakning	0.0252	0.031	0.824	0.415	-0.037	0.087
ai_træning_i_virkomheden	-0.2138	0.093	-2.301	0.027	-0.402	-0.026
erfaring	-0.2062	0.063	-3.251	0.002	-0.335	-0.078
brugervenlighed_erfaring	0.0648	0.021	3.032	0.004	0.022	0.108
Omnibus:	43.395	Durbin-Watson:		2.309		
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):		183.151		
Skew:	-2.335	Prob(JB):		1.69e-40		
Kurtosis:	11.588	Cond. No.		109.		

Figur 17 - Udvidet regressionsmodel (bilag F)

Modellens koefficienter er visualiseret i figur 18 nedenfor, i et horisontalt søjlediagram, som viser, at "ai_forbedrer_kvalitet" og interaktionen mellem "brugervenlighed" og "erfaring" er de stærkeste positive drivere. Den negative effekt af træning, som fremgår tydeligt i figur 18, bør tolkes med forsigtighed, da den kan skyldes underliggende forhold, der ikke er direkte fanget af modellen. Som vist i figur 8 angiver hele 76,1% af respondenterne, at deres virksomhed ikke tilbyder træning i AI, hvilket betyder, at vurderingen i analysen baseres på en relativt lille undergruppe. Disse forhold kan tilsammen forklare, hvorfor adgang til træning ikke nødvendigvis fører til mere positive vurderinger af teknologiens potentiale.



Figur 18 - Modelkoefficienter (bilag F)

Resultaterne stemmer overens med litteraturstudiet, hvor brugervenlighed og oplevet fordel (*effort og performance expectancy*) fremhæves som vigtige faktorer for teknologiaccept blandt revisorer. Det bekræftes her, at de revisorer, der ser AI som kvalitetsfremmende og let at bruge, også i højere grad vurderer teknologien som en naturlig del af revisionens fremtid. Casino Paderanga, Soni et al. siger også i artiklen "Artificial Intelligence Adoption Among Accountants in the UAE" at teknologisk erfaring og kompetencer kan understøtte eller bremse denne vurdering, hvilket forklarer hvorfor erfarne revisorer reagerer forskelligt på brugervenlighed (Värzaru 2022, Casino Paderanga, Soni et al. 2023).

Den negative sammenhæng mellem adgang til træning og forventning om AI-integrering kan skyldes, at træning udbydes som en compensation i virksomheder, hvor AI endnu ikke er velfungerende eller integreret. Alternativt kan det skyldes lav kvalitet eller manglende relevans i træningsindholdet.

Den samlede model og interaktionen mellem brugervenlighed og erfaring viser, hvordan centrale faktorer for teknologiaccept spiller sammen. Det styrker forståelsen af, hvordan AI kan implementeres med størst effekt i revisionsbranchen.

5.2.4 Kritisk vurdering

Den kvantitative tilgang i dette projekt har gjort det muligt at lave en systematisk undersøgelse af revisorers holdninger til AI og de faktorer, der påvirker deres vurdering af teknologiens potentiale i revisionspraksis. Ved at anvende et struktureret spørgeskema og statistiske analyser er det blevet muligt at kvantificere sammenhænge mellem centrale faktorer i UTAUT-modellen og respondenternes vurderinger. Dette har bidraget til at gøre en ellers kompleks problemstilling mere håndterbar og målbar og skabe overblik over forskellige accept og brugstendenser i revisionsbranchen.

En af styrkerne ved metoden er, at spørgeskemaet gør det muligt at indsamle ensartede svar fra en bred kreds af revisorer. Det tillader sammenligninger mellem undergrupper og afdækker variationer i holdninger og erfaringer. Desuden muliggør en kvantitativ tilgang statistisk testning af hypoteser og kontrol for samspil mellem variable, hvilket øger den analytiske dybde og præcision. Brugen af regressionsanalyse har givet mulighed for at undersøge både direkte og indirekte effekter og dermed belyse mere komplekse sammenhænge, fx hvordan brugervenlighed og erfaring interagerer.

Trods styrker rummer metoden også store begrænsninger. For det første er stikprøven ikke repræsentativ for hele revisionsbranchen. Besvarelserne er baseret på frivillig deltagelse, hvilket kan medføre selektionsbias. Det er fx muligt, at respondenter med interesse for AI har været mere tilbøjelige til at deltage. Dette kan give et skævt billede af den generelle holdning i branchen.

Derudover er antallet af besvarelser relativt lavt set i forhold til populationens størrelse. Dette reducerer den statistiske styrke og øger risikoen for type II-fejl, hvor reelle sammenhænge overses. Det er derfor muligt, at visse resultater ikke kan generaliseres eller bør tolkes med forsigtighed.

Spørgeskemaets udformning kan også påvirke resultaterne. Selvom spørgsmålene er forsøgt formuleret neutralt, kan begreber som ”brugervenlighed” eller ”frivillighed” tolkes forskelligt af respondenterne. Størstedelen af spørgsmålene er baseret på 5-punkt Likert-skaler, hvilket giver en vis standardisering, men kan begrænse nuancer i svarene. Nogle spørgsmål er formuleret som ja/nej-svar eller med flervalgsmuligheder, hvilket i denne undersøgelse er håndteret gennem forudgående datarensning og kodning, hvor fx ja/nej-svar er konverteret til numeriske værdier (0 = nej, 1 = ja), så de kan anvendes konsistent i analyserne.

I regressionsmodellerne antages det, at de anvendte skalaer kan behandles som intervallignende, og at der er lineære sammenhænge mellem variable. Disse antagelser er ikke nødvendigvis fuldt opfyldt. Residualanalysen viser mønstre, der tyder på, at modellen muligvis overser visse ikke-lineære sammenhænge eller variation i spredningen af data. Dermed bør tolkningen af resultater ske med en vis forsigtighed.

På trods af disse begrænsninger bidrager analysen med ny viden om, hvordan revisorer vurderer AI's potentiale, og hvilke forhold der er vigtige for, om teknologien opfattes som relevant og brugbar. Resultaterne underbygger dele af UTAUT-modellen og bekræfter særligt betydningen af *performance expectancy* og *effort expectancy*.

Samtidig kan analysen ikke sige noget om faktisk adfærd eller implementering. Spørgsmålene bygger på vurderinger og holdninger, og det er muligt, at revisorers faktiske anvendelse af AI vil være påvirket af faktorer, som ikke er omfattet i denne undersøgelse, fx konkurrenceforhold, kundekrav eller teknologisk modenhed i virksomheden.

Der er en tæt parallel til litteraturstudiets begrænsninger, hvor mange studier er baseret på små stikprøver, hypotetiske scenarier og fokus på holdninger frem for praksis. Det bekræfter, at der er behov for mere empirisk og langsigtet forskning, der undersøger, hvordan AI faktisk integreres i revisionsarbejdet over tid og i forskellige typer organisationer.

5.3 Sammenkobling af kvalitative og kvantitative resultater

Som afslutning på analyseafsnittet sammenholdes i dette afsnit resultaterne fra interviewundersøgelsen og spørgeskemaundersøgelsen med henblik på at opnå en mere helhedsorienteret forståelse af, hvordan revisorer vurderer AI's rolle i opdagelsen af regnskabsmanipulation. Den anvendte mixed-methods tilgang, med en sekventiel eksplorativ strategi, gør det muligt at lave metodetriangulering, hvor både generelle mønstre og praksisnære erfaringer indgår i analysen. Formålet er ikke kun at finde ligheder mellem de to datakilder, men også at afdække forskelle, nuancer og forklaringer, som ikke ville komme frem, hvis man analyserede dem hver for sig.

På tværs af datatyperne viser der sig en klar sammenkobling i vurderingen af AI's funktionelle værdi i revisionsarbejdet. Respondenterne i spørgeskemaet vurderer i høj grad, at ”AI vil hjælpe

mig med at opdage regnskabsmanipulation hurtigere og mere præcist”, og den afhængig variabel ”ai_opdager_manipulation” har en signifikant sammenhæng med vurderingen af, at ”AI forbedrer kvaliteten af revisionsarbejdet”. Dette indikerer, at opfattelsen af AI som et kvalitetsfremmende værktøj hænger tæt sammen med vurderingen af dets evne til at opdage regnskabsmanipulation.

Disse kvantitative resultater bekræftes i interviewene. Amanda Jess udtaler, at *”AI kan highlighte potentielle uregelmæssigheder, så jeg kan kigge nærmere på dem. Det kan være ting, jeg ikke nødvendigvis ville have bemærket på egen hånd - i hvert fald ikke lige så hurtigt, og måske slet ikke”* (bilag A). Hun nævner altså både tidsbesparelse og en forbedring af evnen til at opdage uregelmæssigheder, som AI muliggør. Martin Fjeldbonde nævner også at *”Deloitte AI-løsninger kan give øjeblikkelig feedback til yngre revisorer, hvilket forhåbentlig gør dem dygtigere hurtigere og samtidig hæver kvaliteten af arbejdet”* (bilag C). Dette peger i retning af en læringsmæssig side, hvor AI ikke blot understøtter den konkrete opgaveudførelse, men også hjælper med at opbygge kompetencer.

Tilsvarende er der sammenhæng mellem variabelen ”brugervenlighed” og respondenternes vurdering af, at *”AI vil være en integreret del af revision om 5 år”*. Amanda Jess beskriver hvordan AI i KPMG bruges til at *”hjælpe revisorer med at planlægge og dokumentere metodikspørgsmål”* (bilag A). Martin Brogaard Nielsen beskriver AI som *”virkelig kvikke studentermedhjælpere - de arbejder hårdt, men forstår ikke nødvendigvis konteksten”* (bilag B), hvilket antyder både brugervenlighed og begrænsninger i dybere forståelse. Det kvantitative resultat, at brugervenlighed har en signifikant positiv effekt på forventningen om fremtidig integration (H2), tyder derfor på, at teknologien allerede nu er nem at bruge. Det skaber en forventning hos mange revisorer om, at AI også fremover vil blive en naturlig del af revisionsarbejdet. Det gælder endda for nogle, som måske ellers er skeptiske over for teknologiens mere avancerede funktioner.

Hvor H1 og H2 viser konsistens mellem datatyperne, peger H3 og H4 på uoverensstemmelser. Spørgeskemaanalysen viser, at adgang til træning i AI ikke har en signifikant sammenhæng med vurderingen af AI's evne til at opdage regnskabsmanipulation. Samtidig har hverken ledelsesopbakning eller kollegial opbakning signifikant indflydelse på revisorers oplevelse af, om brugen af AI er frivillig eller ej. Disse resultater kan tolkes som udtryk for, at træning og social opbakning enten er fraværende eller ikke opleves som afgørende i respondenternes daglige arbejde.

De kvalitative data tegner dog et andet billede. Martin Brogaard Nielsen beskriver, hvordan Grant Thornton aktivt arbejder med ”*sandboxing*” og ”*faglige fællesskaber, hvor kolleger kan støtte hinanden i brugen af AI*” (bilag B). Denne tilgang signalerer ikke kun adgang til træning, men også en kultur, hvor læring er kollegial og integreret i praksis. Amanda Jess nævner også vigtigheden af, at AI bruges ”*med en forståelse for teknologiens begrænsninger og behovet for menneskelig vurdering*” (bilag A), hvilket antyder, at træning ikke alene handler om teknisk oplæring, men også om at udvikle dømmekraft i samspillet mellem menneske og maskine.

Ledelsesopbakning beskrives ligeledes som en afgørende faktor. Amanda Jess udtaler, at ”*Head of Audit er meget innovativ orienteret og ser fordelene ved at arbejde på en smartere måde*”, og at ”*AI er blevet integreret i både uddannelse og praksis*” (bilag A). Det indikerer, at en tydelig ledelsesmæssig prioritering kan bidrage til accept og udbredelse af brugen af AI. Fraværet af tilsvarende oplevelse blandt spørgeskemadeltagerne kan skyldes, at disse ledelsesmæssige initiativer endnu ikke er udbredt eller genkendelige i den bredere dele af revisionsbranchen.

En stor fordel ved de kvalitative data er, at de giver indsigt i forhold som risiko, etik og dømmekraft. Altså aspekter, der ikke umiddelbart lader sig måle i et spørgeskema. Martin Brogaard Nielsen advarer mod, at ”*vi kan ikke bare stole blindt på AI-løsninger*” og kalder dem ”*virkelig kvikke studentermedhjælpere*”, som ”*ikke nødvendigvis forstår konteksten*” (bilag B). Amanda Jess understreger behovet for kritisk stillingtagen, ”*Vi skal altid lave en efterbearbejdning af det output, AI genererer*” (bilag A). Disse udtalelser peger på, at AI opleves som et kompetent værktøj, men samtidig som noget, der kræver en erfaren og fagligt kompetent bruger for at fungere forsvarligt.

Martin Fjeldbondes bemærkning om, at ”*seniorrevisorer bliver lidt forført af et velskrevet AI-output og derfor måske sænker sit review niveau en smule*” (bilag C), illustrerer risikoen for, at teknologiens formelle overbevisningskraft kan føre til en nedprioritering af kritisk gennemgang. Denne problemstilling er ikke umiddelbart kvantificeret i spørgeskemaundersøgelsen, men har stor betydning for praksis. Den kvalitative data giver altså mulighed for at forstå hvordan AI bruges i praksis på en måde, der ikke kan opfanges gennem standardiserede svarskalaer.

Trianguleringen peger på, at UTAUT-modellen er velegnet til at identificere vigtige faktorer for teknologiaccept, særligt *performance expectancy* og *effort expectancy*. Det ses fx i den

stærke sammenhæng mellem vurderingen af AI's kvalitetsforbedrende funktioner og intentionen om at tage teknologien i brug. Samtidig viser analysen, at modellen har begrænsninger, når det gælder mere komplekse organisatoriske og etiske forhold. Dimensionen *social influence* forklarer fx kun lidt i de kvantitative data, men spiller en tydelig rolle i interviewene. Tilsvarende indgår hverken ansvarlighed, gennemsigtighed eller faglig dømmekraft som tydelige elementer i modellen.

Det peger på behovet for at supplere UTAUT med en mere kontekst og praksisbaseret forståelsesramme i analyser af AI i revision. Et muligt perspektiv kunne være at inddrage modeller for professionel etik eller organisatorisk implementering, som kan hjælpe med at forstå, hvordan teknologi og revisionsfaglighed påvirker hinanden i praksis.

Ved at sammenholde kvantitative og kvalitative resultater opnås en mere detaljeret forståelse af revisorers vurdering og anvendelse af AI. Spørgeskemadataet identificerer generelle tendenser og signifikante sammenhænge, mens interviewene identificerer forklaringer, detaljer og praktiske forhold, som ikke fanges i et spørgeskema. Det gælder særligt træning, ledelsesopbakning og etiske overvejelser, som de kvantitative målinger ikke formår at indfange.

Trianguleringen viser også, at teknologiaccept ikke er et lineært fænomen. Revisorers vurderinger formes både af AI's funktionalitet og af organisatoriske rammer, kollegiale normer, erfaringer med læring og ikke mindst den faglige forståelse af, hvad god revision kræver. Samlet set bidrager trianguleringen til at kvalificere forståelsen af, hvordan AI kan understøtte opdagelsen af regnskabsmanipulation, og hvilke betingelser, der skal være til stede for, at teknologien bliver en integreret på en ansvarlig og meningsfuld måde i revisionsarbejdet.

6. Diskussion

Dette afsnit har til formål at diskutere projektets vigtigste resultater med udgangspunkt i den anvendte teori, tidligere forskning og de valg, der er truffet undervejs i undersøgelsen. Hvor analysen primært har fokuseret på at præsentere og fortolke resultaterne, handler dette afsnit om at sætte dem i perspektiv i forhold til teorien og praksis og reflektere over deres betydning for anvendelsen af AI i revisionsbranchen.

Først diskuteres de styrker og begrænsninger, som AI-teknologier har i forhold til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation. Derefter sammenholdes resultaterne med UTAUT-modellen for at vurdere, hvor godt teorien forklarer de fundne sammenhænge, og hvor den måske ikke er fuldt dækkende. Herefter følger en diskussion af de praktiske konsekvenser for revisionsbranchen med fokus på, hvad man konkret kan gøre for at understøtte en ansvarlig og effektiv anvendelse af AI. Til sidst diskuteres projektets begrænsninger, herunder overvejelser om datagrundlag, generaliserbarhed og metodiske forhold.

Formålet med dette afsnit er at samle op på, hvad projektet har vist, og at give et dækkende billede af, hvordan AI kan spille en rolle i fremtidens revisionsarbejde, og hvilke forudsætninger der skal være til stede, for at det kan lykkes.

6.1 Styrker og begrænsninger af AI i revisionspraksis

En af de største styrker, der ses igennem projektets analyser, er AI's evne til at analysere store mængder data hurtigt og systematisk. I modsætning til traditionelle revisionsmetoder, giver AI mulighed for at gennemgå hele datamængden og finde mønstre og afvigelser, som ellers kunne overses. Dette betyder, at revisorer i højere grad kan opdage tegn på manipulation på et tidligere tidspunkt og med større datagrundlag. Resultaterne fra spørgeskemaet viser, at respondenter, der vurderer, at AI forbedrer kvaliteten af revisionen, også vurderer, at teknologien styrker evnen til at opdage regnskabsmanipulation. Det peger på, at AI i praksis ikke blot ses som en effektiv teknologi, men også som noget, der reelt kan styrke revisorens faglige arbejde.

Samtidig peger analysen på, at AI ikke kan stå alene. Teknologien kan finde uregelmæssigheder og mønstre, men vurderingen af om noget er relevant, alvorligt eller usædvanligt, kræver faglig

indsigt. Alle informanterne kommer også ind på, at AI fungerer bedst som en form for beslutningsstøtte, hvor det stadig er revisorens ansvar at vurdere betydningen af de fundne afvigelser. Det understreger, at teknologien må anvendes i samspil med menneskelig dømmekraft, og at revisoren skal kunne forklare og dokumentere sin brug af AI i revisionsprocessen.

Herudover viser analysen, at resultater fra AI ikke altid er umiddelbart gennemskuelige. Det kan være svært at forstå, hvordan teknologien er nået frem til en given konklusion, hvilket skaber udfordringer for ansvar og dokumentation. Særligt i revisionsbranchen, hvor dokumentationskrav og transparens er grundlæggende principper, kan det udgøre en risiko, hvis teknologien ikke kan forklare sig selv på en forståelig måde. Derudover nævnes det i analysen, at AI i visse tilfælde kan komme med svar, der ikke er underbygget af de brugte data, hvilket øger behovet for validering og kritisk vurdering.

AI's potentiale afhænger også af den organisatoriske kontekst. Manglende oplæring, ledelsesmæssig opbakning og teknisk support kan alt sammen begrænse anvendelsen af teknologien. Analysen viser, at mange revisorer ikke har adgang til relevant træning, og at dette kan være medvirkende til, at teknologien enten ikke anvendes eller ikke anvendes optimalt. For at AI skal blive en integreret og effektiv del af revisionsarbejdet, er det derfor nødvendigt, at organisationen understøtter implementeringen gennem viden, struktur og klare retningslinjer.

Endelig er det vigtigt, at inputdata er af høj kvalitet. Hvis data er mangelfulde, gamle eller forkerte, reduceres teknologiens fordel markant. AI kan kun levere valide resultater, hvis grundlaget er pålideligt. Derfor er datakvalitet og tilgængelighed meget vigtige faktorer, som ikke bør undervurderes, når man vurderer teknologiens relevans og anvendelighed i praksis.

AI rummer et stort potentiale for at styrke opdagelsen af regnskabsmanipulation, men teknologien har stadig store begrænsninger. Det er ikke alene teknologien i sig selv, men måden den anvendes på, de omgivelser den indgår i, og den menneskelige dømmekraft, der afgør, om den skaber værdi i revisionsarbejdet.

6.2 Sammenhæng mellem teori og praksis

Flere af undersøgelsens resultater understøtter UTAUT's antagelser. Især *performance expectancy* fremstår som en af de vigtigste forklaringer på, hvorfor teknologien vurderes positivt. Revisorer, der oplever AI som et værktøj til at forbedre kvaliteten af deres arbejde og effektivisere revisionsprocesser, udviser større tilbøjelighed til at tage teknologien i brug. Det bekræfter modellens antagelse om, at oplevet fordel er afgørende for accept. Særligt i en branche som revision, hvor tid og ressourcer ofte er begrænsede, spiller teknologier, der kan optimere opgaver, en vigtig rolle i vurderingen af deres værdi i det daglige arbejde. Samtidig viser analysen, at dette ikke blot handler om produktivitet, men også om kvalitetssikring og evnen til at opdage fejl eller manipulation.

Også *effort expectancy*, altså hvor nem teknologien opleves at bruge, spiller en vigtig rolle i respondenternes vurderinger. Brugervenlighed, tilgængelig træning og understøttende ressourcer bliver nævnt som afgørende for, hvorvidt AI opleves som anvendelig i praksis. Dette stemmer overens med modellens antagelser om, at teknologiernes enkelhed og brugervenlighed styrker accepten til teknologierne. Martin Brogaard Nielsen og Amanda Jess peger begge på, at teknologien kan være svær at forstå og kræver faglig vurdering og efterbearbejdning. Det indikerer, at AI-løsninger, der ikke er tydeligt forklaret eller integreret med passende support, kan skabe usikkerhed og mindske lysten til at bruge dem. Det viser vigtigheden af en velstruktureret implementering, hvor medarbejdere klædes på med de nødvendige kompetencer.

Derimod fylder *social influence* mindre. Analysen tyder på, at revisorers holdninger til AI i højere grad formes af deres egne erfaringer og vurderinger end af kollegers eller leders meninger. Det kan tolkes som et tegn på, at professionel uafhængighed spiller en større rolle end sociale normer i denne sammenhæng, og at denne del af modellen derfor har begrænset forklaringskraft i revisionskonteksten. Samtidig kan det skyldes, at AI endnu ikke er så udbredt og dybt integreret i revisionskulturen, at der er etableret en social forventning om at tage teknologien i brug. I takt med at flere virksomheder tager teknologien til sig, kan denne dimension muligvis få en større betydning.

Facilitating conditions har en vis betydning for, hvordan revisorer vurderer brugen af AI, men der er stor forskel på, hvordan rammer og muligheder opleves i praksis. Nogle revisorer siger, at de har adgang til passende ressourcer, mens andre mangler både teknisk support og træning.

Det understreger, at organisatoriske rammer er vigtige, men også at variationen på tværs af revisionsvirksomheder gør det svært at generalisere. Modellen fanger kun delvist den variation og kompleksitet, der præger praksis på tværs af revisionsvirksomheder. I praksis betyder det, at revisorens mulighed for at bruge AI effektivt ofte afhænger af den enkelte virksomheds kultur, ressourcer og strategiske prioriteringer.

En vigtig pointe i diskussionen er, at UTAUT-modellen ikke tager højde for de faglige og etiske overvejelser. Overvejelser om ansvar, etik, dokumentation og transparens fylder meget i informanternes vurderinger, men behandles ikke i UTAUT. Martin Fjeldbonde udtrykker fx bekymring for, om det er tydeligt, hvordan AI når frem til sine konklusioner, og hvem der i sidste ende bærer det faglige ansvar for outputtet (bilag C). Disse bekymringer knytter sig til professionel dømmekraft og ansvarlighed og rækker ud over modellens fire kernebegreber. I en praksis, hvor faglig vurdering er et bærende element, er det vigtigt, at ny teknologi understøtter og ikke underminerer den menneskelige rolle.

På den baggrund kan det diskuteres, om UTAUT er tilstrækkelig som teoretisk ramme for at forstå revisorers accept af AI. Det kunne være relevant at supplere modellen med teorier, der adresserer etik, regulering og ansvar. I en branche, hvor kvalitet, ansvar og dokumentation er grundlæggende, er modeller til generel teknologiadoption måske utilstrækkelige. Det peger på behovet for en mere sammensat teoretisk tilgang, hvor UTAUT suppleres med perspektiver, der belyser professionsetik, regulering og ansvar samt revisorers professionelle identitet, herunder forståelsen af god revisionsskik og tillid til teknologi.

UTAUT-modellen giver en solid grundforståelse for teknologiaccept, men formår ikke at dække alle relevante dimensioner, der gør sig gældende i revisionsbranchen. Modellen er særligt anvendelig, når det handler om forventet fordel og brugervenlighed, men mindre velegnet til at belyse spørgsmål om ansvar, regulering og etik. Derfor kunne det være relevant at vælge en mere differentieret tilgang, hvor strukturelle forklaringsmodeller suppleres med perspektiver, der tager højde for revisionsfaglige normer og den virkelighed, revisorer arbejder under.

6.3 Praktiske konsekvenser

Implementeringen af AI i revisionspraksis åbner for nye muligheder, men stiller samtidig store krav til organisationer og medarbejdere. Analysen peger på, at succesfuld udnyttelse af AI kræver en holistisk tilgang, hvor teknologien ikke ses isoleret, men integreres i en bredere organisatorisk og faglig kontekst.

Først og fremmest er uddannelse og kompetenceudvikling vigtige. Manglende oplæring i AI-værktøjer viser sig at være en stor barriere for effektiv anvendelse. Det handler ikke kun om at forstå teknologien på et overfladisk niveau, men om at kunne anvende AI's output kritisk og reflekteret. Revisorerne skal kunne forstå, validere og vurdere resultaterne i forhold til revisionsstandards og faglige normer. Det stiller krav om løbende træning, hvor både nyansatte og erfarne revisorer får mulighed for at opdatere deres kompetencer i takt med teknologiske fremskridt. Virksomheder bør etablere strukturerede træningsprogrammer og workshops, der understøtter denne udvikling.

Ledelsesengagement og organisatorisk integration er ligeledes vigtige. For at AI kan blive en naturlig del af revisionsprocessen, skal ledelsen aktivt understøtte implementeringen gennem klare strategier, nødvendige ressourcer og opfølgning. Ledelsens rolle er at skabe en kultur, hvor teknologisk innovation og faglig kvalitet går hånd i hånd. Det indebærer, at ledere skal sikre, at medarbejdere har adgang til de nødvendige værktøjer og supportfunktioner, samtidig med at der etableres klare retningslinjer for ansvar og anvendelse. En effektiv implementering kræver også, at organisatoriske processer tilpasses, så AI kan integreres effektivt uden at skabe unødvendige barrierer eller forvirring.

Behovet for etisk governance og transparens er også et vigtigt aspekt. AI-systemer skal kunne dokumenteres og forklares, så revisorerne kan redegøre for beslutningsprocesserne overfor både kunder og myndigheder. Der bør udarbejdes politikker, der sikrer, at teknologien bruges ansvarligt, og at der altid er menneskelig overvågning af AI-baserede vurderinger. Transparens omkring AI's begrænsninger og risici er nødvendig for at opretholde tilliden til revisionsprocessen og sikre, at teknologien understøtter, og ikke underminerer, den professionelle dømmekraft. Som Amanda Jess påpeger: *"Derfor er gennemsigtighed og forståelsen af AI's beslutningsproces helt afgørende for accepten af teknologien"* (bilag A). Det viser, at både forklarlighed og ansvarlighed er vigtige for, at AI kan integreres forsvarligt i praksis.

Samtidig er det vigtigt, at data er af god kvalitet og bliver håndteret korrekt, for at AI kan fungere godt. Uden valide, strukturerede og relevante data kan selv de mest avancerede AI-løsninger give misvisende resultater. Revisionsfirmaer skal derfor investere i pålidelige datasystemer, hvor datakilder kontrolleres, kvalitetssikres og vedligeholdes. Det indebærer også etablering af procedurer for datasikkerhed og compliance med gældende regler om persondata og fortrolighed. Effektiv datahåndtering er således en forudsætning for, at AI kan levere pålidelige analyser og understøtte revisorernes arbejde på et højt niveau.

Endelig viser analysen, at der er behov for at udvikle en organisatorisk kultur og mentalitet, som er åben over for forandring og innovation. AI giver en ændring i arbejdsprocesserne, og implementeringen kan møde modstand, hvis medarbejderne ikke føler sig hørt eller inddraget. Derfor er det vigtigt at skabe en dialog om teknologiens rolle, hvor både muligheder og bekymringer anerkendes. Medarbejderinddragelse i udviklings- og implementeringsprocesser kan bidrage til at øge accepten.

En succesfuld anvendelse af AI i revision kræver derfor en balanceret indsats, der kombinerer teknisk implementering med menneskelig kompetenceudvikling, etisk refleksion, organisatorisk ledelse og solid datahåndtering. Revisionsvirksomheder bør derfor lave strategier, der samlet tager højde for disse områder, så teknologien kan understøtte både kvalitetsrevision og værdiskabelse.

6.4 Projektets begrænsninger

Som med ethvert empirisk studie er det vigtigt at forholde sig kritisk til projektets metodiske og analytiske begrænsninger. Det styrker gennemsigtigheden og bidrager til en mere nuanceret fortolkning af resultaterne. I det følgende diskuteres de væsentligste begrænsninger ved dette projekt, herunder relateret til dataindsamling, repræsentativitet, operationalisering, teoretisk afgrænsning og analysernes rækkevidde.

En begrænsning ved den kvantitative del af projektet er størrelsen af stikprøven. Selvom spørgeskemaet blev sendt ud til flere hundrede potentielle deltagere gennem forskellige kanaler, herunder LinkedIn, direkte e-mails og faglige netværk, endte det samlede antal besvarelser på et lavere niveau end ønsket i forhold til ambitionen om at foretage statistisk

generaliserbare analyser. Dette betyder, at usikkerheden omkring resultaterne øges, og at de bør fortolkes med en vis forsigtighed.

Samtidig er der en klar risiko for selektionsbias. Det er sandsynligt, at de revisorer, som valgte at deltage i spørgeskemaundersøgelsen, adskiller sig systematisk fra dem, som ikke deltog. For eksempel så kan det især være respondenter med interesse for teknologi eller erfaring med AI, der vælger at deltage i en undersøgelse med dette fokus. Omvendt kan mere skeptiske eller tidspressede revisorer ikke deltage fordi det ikke er noget, der interesserer dem. Dette kan have påvirket balancen i datamaterialet og gjort det svært at indfange modstridende eller kritiske perspektiver.

Den begrænsede stikprøvestørrelse medfører også, at datasættet ikke nødvendigvis er repræsentativt for revisionsbranchen som helhed. Det er fx uvist, hvilken størrelse revisionsfirmaerne repræsenteret i undersøgelsen har, da dette ikke blev spurgt om i spørgeskemaet. Samtidig er der en tydelig overvægt af yngre deltagere. 34,8% af respondenterne er under 25 år, og yderligere 37% er mellem 25 og 34 år. Dermed udgør yngre revisorer langt størstedelen af stikprøven, hvilket kan have betydning for, hvordan AI vurderes, både i forhold til teknologisk erfaring og fortrolighed med digitale værktøjer med traditionelle revisionsmetoder. Disse forhold gør det svært at drage sikre konklusioner om forskelle i holdninger mellem små og store revisionshuse, eller mellem generationer i revisionsbranchen.

En anden begrænsning knytter sig til det valgte spørgeskemadesign. Spørgsmålene er konstrueret med henblik på kvantificering og analyse, hvorfor der primært er anvendt lukkede svarmuligheder, herunder ja/nej-spørgsmål og 5-punkt Likert-skalaer. Dette har den fordel, at data nemt kan behandles statistisk og sammenlignes på tværs, men det indebærer også en risiko for en for overfladisk fremstilling. De mere detaljerede aspekter af revisorers holdninger, erfaringer og vurderinger af AI's muligheder og begrænsninger kan ikke altid indfanges fuldt ud gennem faste svarkategorier.

Ligeledes er nogle af de målte begreber, såsom "brugervenlighed" og "frivillighed i anvendelsen af AI", belyst gennem relativt få spørgsmål. Det kan have reduceret målenes validitet, da det er svært at måle teknologiaccept præcist uden at inddrage flere perspektiver og dimensioner. Desuden er nogle spørgsmål om fremtidige vurderinger (fx om AI vil erstatte revisorer) præget af spekulation og kan være påvirket af respondentens antagelser snarere end konkret viden eller erfaring.

På den kvalitative side bygger analysen på tre semistrukturerede interviews med personer fra henholdsvis Deloitte, KPMG og Grant Thornton. Disse interviews giver god indsigt i erfarne revisorers perspektiver på AI, men dækker kun større revisionshuse og efterlader en blind vinkel i forhold til mindre og mellemstore virksomheder. I disse mindre organisationer kan både ressourcer, teknologisk modenhed og organisatoriske processer være markant anderledes. Det begrænser mulighederne for at udtale sig bredt om hele revisionsbranchens erfaringer og holdninger til AI. Desuden blev interviewene gennemført igennem Teams og havde en varighed på ca. 30 minutter. Dette er en naturlig begrænsning i et projekt, men kan have reduceret muligheden for at komme helt i dybden med nuancerede temaer.

Der er også metodiske valg, som begrænser undersøgelsens forklaringskraft. Det kvantitative design er i høj grad deduktivt, med på forhånd opstillede hypoteser, hvilket reducerer mulighederne for at opdage uforudsete sammenhænge eller nye forklaringsfaktorer. Der er ikke foretaget eksplorative analyser eller åbne spørgsmål, som ellers kunne have bidraget til en mere nuanceret og dækkende forståelse af emnet.

Projektets resultater bør derfor læses i lyset af de nævnte begrænsninger. Undersøgelsen giver et aktuelt og praksisnært indblik i revisorers erfaringer og vurderinger af AI, men med en erkendelse af, at datagrundlaget er selektivt, teoretisk afgrænset og begrænset i bredde og dybde. Der er derfor behov for yderligere forskning med større og mere repræsentative stikprøver, udvidede kvalitative undersøgelser og muligvis også undersøgelser over tid for at få en dybere forståelse af AI's indflydelse på revisionsbranchen.

6.5 Fremtidige perspektiver

Dette projekt har undersøgt, hvordan AI kan anvendes til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation i revisionspraksis, og hvilke faktorer der påvirker revisorers accept og anvendelse af teknologien. På baggrund af både kvantitative og kvalitative resultater er der identificeret en række tendenser og udfordringer, men resultaterne rejser samtidig nye spørgsmål og åbner op for fremtidige perspektiver.

Et perspektiv er teknologiens fortsatte udvikling og de ændringer, dette medfører i selve revisionens praksis og grundforståelse. Hvis AI-løsninger i stigende grad integreres i revisionsprocesser, ikke kun som støtteværktøjer, men som nøglelementer i risikovurdering

og opdagelse af uregelmæssigheder, vil det potentielt udfordre den traditionelle forståelse af revisorrollen og kravene til professionel dømmekraft. Dette understreger behovet for mere forskning i samspillet mellem menneskelig vurdering og automatiserede analyser, særligt i revisionssituationer, hvor kontekst og skøn spiller en vigtig rolle.

Et andet vigtigt perspektiv handler om de lærings- og kompetenceudfordringer, som implementeringen af AI stiller revisionsbranchen overfor. Projektets resultater indikerer, at manglende træning og lav brugerforståelse udgør store barrierer. Dette kalder på en nærmere undersøgelse af, hvordan revisionsfirmaer og uddannelsesinstitutioner kan fremme teknologiforståelse og metodisk kompetence blandt både studerende og erfarne revisorer. I forlængelse heraf kunne fremtidig forskning fokusere på, hvordan læringsforløb og specialiserede kurser inden for AI faktisk påvirker revisorers adfærd og vurderinger i praksis.

Der er også behov for at belyse de etiske og regulatoriske konsekvenser af AI's udbredelse i revisionsarbejdet. I takt med at teknologierne bliver mere avancerede og uigennemskuelige, vokser behovet for gennemsigtighed, ansvarlighed i brugen og at kunne forklare outputtet. Perspektiveringen rummer her en diskussion om balancen mellem effektivitet og kvalitet samt mellem innovation og kontrol. Fremtidige studier kunne med fordel afdække, hvordan forskellige nationale og internationale regulatoriske rammer understøtter eller hindrer en forsvarlig brug af AI i revision.

Endelig peger projektet på behovet for tværfaglighed, både i forskning og praksis. Udviklingen og anvendelsen af AI i revisionsbranchen kræver indsigt ikke kun fra revisorer, men også fra dataforskere, jurister og IT-specialister. Perspektivet for fremtidig forskning bør derfor også omfatte samarbejdsformer og organisationsmodeller, som kan understøtte tværfaglig implementering og innovation.

Perspektiveringen peger på, at AI i revision ikke kun handler om teknologi, men repræsenterer en bredere udvikling med betydning for metoder, faglighed, organisering og samfundsmæssige forhold. Det understreger behovet for, at både forskning og praksis fortsat forholder sig aktivt og kritisk til denne udvikling.

7. Konklusion

Dette projekt har haft til formål at besvare problemformuleringen: *Hvordan kan kunstig intelligens anvendes til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation i revisionspraksis?* For at svare på dette er der gennemført et systematisk litteraturstudie, tre semistrukturerede interviews med personer fra revisionsbranchen og en kvantitativ spørgeskemaanalyse med 46 respondenter. Gennem denne mixed-methods tilgang er der opnået en dybdegående forståelse af både teknologiens potentiale, anvendelseskontekst og de faktorer, der påvirker revisorers accept og brug af AI.

Projektets resultater peger på, at kunstig intelligens, særligt i form af ML, anomaly detection og NLP, har et stort potentiale til at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation. Teknologierne gør det muligt for revisorer at analysere hele datasæt frem for stikprøver, opdage uregelmæssige transaktioner, analysere ustrukturerede tekstdokumenter, identificere sproglige mønstre og få automatisk feedback, som ellers ville kræve høj manuel indsats. Dette understøttes både af de kvalitative interviews, hvor informanterne siger, at AI identificerer uregelmæssigheder, der ellers kunne være overset, og af spørgeskemaundersøgelsen, hvor et klart flertal vurderer, at AI forbedrer revisionskvalitet og evnen til at opdage manipulation. Dermed bekræftes Hypotese 1 (H1).

Projektet undersøger også, hvilke faktorer der påvirker revisorers accept og forventninger til AI. Analysen viser, at "brugervenlighed" har en signifikant positiv effekt på revisorers forventning om, at AI vil blive en integreret del af fremtidens revision. Revisorer, der oplever teknologien som brugervenlig og let at anvende, vurderer i højere grad, at den vil få en vigtig rolle i revisionsarbejdet i de kommende år. Dette bekræfter Hypotese 2 (H2) og viser, at det er vigtigt, at teknologien opleves som nem og praktisk at bruge, hvis den skal blive en naturlig del af revisionsarbejdet.

Til gengæld finder projektet ikke statistisk støtte for, at adgang til træning i AI har en signifikant positiv effekt på revisorers vurdering af teknologiens evne til at opdage regnskabsmanipulation (H3). Ligeledes afkræftes Hypotese 4 (H4), idet der ikke findes en signifikant sammenhæng mellem ledelses- og kollegial opbakning og revisorers oplevelse af frivillighed i brugen af AI. Disse afkræftelser kan skyldes, at kvaliteten og indholdet af den træning, revisorerne modtager, varierer meget, eller at det er uklart, i hvor høj grad ledelsen prioriterer teknologien. De

kvalitative interviews antyder dog, at organisatorisk opbakning og virksomhedskultur har stor betydning for, hvordan AI bliver oplevet i praksis, hvilket spørgeskemaundersøgelsen i mindre grad formår at opfange.

Interviewene viser, at AI især fungerer som beslutningsunderstøttelse. Det er et værktøj, der bidrager til struktur, overblik og effektivitet, men som ikke kan stå alene. Revisorernes ansvar, dømmekraft og etiske vurdering forbliver vigtige, især fordi AI's output ikke altid er gennemskueligt eller kontekstuel passende. Martin Fjeldbonde advarer også mod, at teknologiens overbevisende output kan risikere at svække den kritiske gennemgang, særligt hos erfarne revisorer (bilag C). Det peger på behovet for organisatoriske retningslinjer, dokumentation og governance i brugen af AI.

De kvantitative og kvalitative data er blevet trianguleret for at finde sammenfald og uoverensstemmelser. Dette har vist, at *performance expectancy* og *effort expectancy*, som er to dimensioner i UTAUT-modellen, er de mest forklaringskraftige faktorer for accept af AI i revisionsbranchen. *Social influence* og *facilitating conditions* spiller derimod en mindre rolle, hvilket kan forklares med, at AI endnu ikke er bredt implementeret i revisionsbranchen og derfor ikke i samme grad præges af kollegiale normer eller organisatoriske rutiner. Samtidig viser analysen, at UTAUT-modellen ikke fuldt ud indfanger revisionsbranchens særlige kontekst, herunder vigtigheden af etik, ansvar og dømmekraft.

Projektet konkluderer, at AI har et stort potentiale for at forbedre opdagelsen af regnskabsmanipulation i revisionspraksis, men at dette potentiale ikke realiseres automatisk. Teknologiens succes afhænger af kontekstuelle faktorer såsom datakvalitet, faglig udvikling, organisatorisk integration og en bevidst tilgang til ansvar og dokumentation. AI fungerer bedst, når den understøtter, og ikke erstatter, revisorens professionelle dømmekraft. For at AI skal bruges på en meningsfuld og ansvarlig måde i revisionsarbejdet, er det vigtigt med en gennemtænkt og tværfaglig implementering, hvor man balancerer nye teknologiske muligheder med faglig ansvarlighed og etiske hensyn.

Fremtidens revision vil i stigende grad være præget af et samspil mellem menneske og teknologi. Dette projekt har bidraget med konkret indsigt i, hvordan dette samspil kan se ud, hvilke forudsætninger der skal være til stede, og hvilke faldgruber der skal undgås. Hermed bidrager projektet med både forskningsbaseret og praksisnær viden, som kan danne grundlag for videre udvikling, uddannelse og implementering af AI i revisionsbranchen.

8. Referencer

- ALMAQTARI, F.A., 2024. The Role of IT Governance in the Integration of AI in Accounting and Auditing Operations. *Economies*, **12**(8), pp. 1–24.
- ANDERSEN, C.K., ANDERSEN, H.K. and VEJGAARD, P.K., 2021. *Finansiel rapportering - teori og regulering*. 6. udgave edn. Gjellerup / Gads Forlag.
- BOSE, S. and BAKSHI, S., 2025. From Automation to Strategy: The Transformative Role of Generative AI in Financial Auditing. , pp. 1–48.
- BRAUN, V. and CLARKE, V., 2006. Using thematic analysis in psychology. *Qualitative research in psychology*, **3**(2), pp. 77–101.
- CASINO PADERANGA, C., SONI, A. and UN NISA, N., 2023. ARTIFICIAL INTELLIGENCE ADOPTION AMONG ACCOUNTANTS IN THE UAE: AN INTEGRATED AI ACCEPTANCE-AVOIDANCE MODEL. , pp. 61–86.
- COLTHART, J., 2022. *What Is anomaly detection, and why is it important?* .
- DAVE, S., 2020, Dec 26. Satyam, IL&FS, Enron and Wirecard frauds brought auditors' independence and professional scepticism to the fore: NFRA Chairman [Consultancy / Audit]. *The Economic Times*, 1–3. ISSN 0971-8680.
- DELOITTE, April 2, 2024a-last update, Deloitte Ascend™ Expands Capabilities to Help Clients Transform the Delivery Lifecycle With Generative AI – Press release. Available: <https://www2.deloitte.com/us/en/pages/about-deloitte/articles/press-releases/deloitte-ascend-expands-capabilities-to-help-clients-with-generative-ai.html> [Feb 3, 2025].
- DELOITTE, 2024b. *Evaluering af AI-Signaturprojekter*. København: Digitaliseringsstyrelsen, KL og Danske Regioner.
- ERHVERVSMINISTERIET, 2025. *Lov om godkendte revisorer og revisionsvirksomheder (Revisorloven)*. Retsinformation.

EY, Jan 7, 2019-last update, How an AI application can help auditors detect fraud | EY - US. Available: https://www.ey.com/en_us/insights/assurance/how-an-ai-application-can-help-auditors-detect-fraud [Feb 3, 2025].

HAN, H., SHIWAKOTI, R.K., JARVIS, R., MORDI, C. and BOTCHIE, D., 2023. Accounting and auditing with blockchain technology and artificial Intelligence: A literature review. *International journal of accounting information systems*, **48**, pp. 1–16.

HAYEK, A.F., NOORDIN, N.A. and HUSSAINEY, K., 2022. Machine learning and external auditor perception: An analysis for UAE external auditors using technology acceptance model. *Accounting and management information systems*, **21**(4), pp. 475–500.

INTERNATIONAL AUDITING AND ASSURANCE STANDARDS BOARD, 2016a. *ISA 240: Revisors ansvar vedrørende besvigelser ved revision af regnskaber*. International Federation of Accountants.

INTERNATIONAL AUDITING AND ASSURANCE STANDARDS BOARD, 2016b. *ISA 315: Identifikation og vurdering af risici for væsentlig fejlinformation igennem forståelse af virksomheden og dens omgivelser*. International Federation of Accountants.

INVESTOPEDIA, Jan 6, 2022-last update, Understanding Machine Learning: Uses, Example. Available: <https://www.investopedia.com/terms/m/machine-learning.asp> [May 26, 2025].

INVESTOPEDIA, Oct 24, 2021-last update, Natural Language Processing (NLP): What it Means, How it Works. Available: <https://www.investopedia.com/terms/n/natural-language-processing-nlp.asp> [May 27, 2025].

KPMG, 2024-last update, Bringing clarity to the audit with AI (Artificial Intelligence). Available: <https://kpmg.com/us/en/capabilities-services/audit-services/kpmg-clara.html> [Feb 3, 2025].

LE, L. and MANTELAERS, E., 2024. Benford's Law and Beyond: A framework for auditors. *MAB ('s-Gravenhage. Online)*, **98**(7), pp. 427–438.

MINDBRIDGE, Dec 31, 2024-last update, AI and Auditing: The Future of Financial Assurance. Available: <https://www.mindbridge.ai/blog/ai-and-auditing-the-future-of-financial-assurance/> [Feb 3, 2025].

MOFFITT, K.C., ROZARIO, A.M. and VASARHELYI, M.A., 2018. Robotic Process Automation for Auditing. *Journal of emerging technologies in accounting*, **15**(1), pp. 1–10.

NIELSEN, R.N., 2018. *Videnskabsteori og projektarbejde for erhvervsøkonomer*. 1. udgave edn. Danmark: Djøf Forlag.

NOORDIN, N.A., HUSSAINEY, K. and HAYEK, A.F., 2022. The use of artificial intelligence and audit quality: An analysis from the perspectives of external auditors in the UAE. *Journal of risk and financial management*, **15**(8), pp. 1–14.

OLUWAGBADE, O.I., BOLUWAJI, O.D., AZEEZ, O.A. and NJENGO, L.M., 2024. Challenges and Opportunities of Implementing Artificial Intelligence in Auditing Practices: A Case Study of Nigerian Accounting Firms. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting*, **24**(1), pp. 32–45.

PWC, June 24, 2024-last update, Putting ChatPwC to the test. Available: <https://www.pwc.com/us/en/about-us/newsroom/press-releases/putting-chatpwc-to-the-test.html> [Feb 3, 2025].

PWC, Sep 6, 2017-last update, Harnessing the power of AI to transform the detection of fraud and error. Available: <https://www.pwc.com/gx/en/about/stories-from-across-the-world/harnessing-the-power-of-ai-to-transform-the-detection-of-fraud-and-error.html> [Feb 3, 2025].

SAUNDERS, M., LEWIS, P. and THORNHILL, A., 2019. *Research methods for business students*. 8th ed edn. Harlow: Pearson.

THOMAS H. DAVENPORT, 2016. The power of advanced audit analytics Everywhere Analytics. , pp. 1–14.

VĂRZARU, A.A., 2022. Assessing Artificial Intelligence Technology Acceptance in Managerial Accounting. *Electronics (Basel)*, **11**(14), pp. 1–13.

VENKATESH, V., MORRIS, M.G., DAVIS, G.B. and DAVIS, F.D., 2003. User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, **27**(3), pp. 425–478.