Uppsala universitet

Inst. för informatik och media

2025-06-04 T11:31

**Varför använder svenska lärare AI? – En studie av faktorer som påverkar gymnasielärares vilja att integrera språkmodeller i undervisningen x**

*Benjamin Appelberg*

Kurs: Examensarbete

Nivå: C

Termin: VT-25

Datum: 2025-06-05

Handledare: Franck Tétard

**Sammanfattning**

Denna studie undersöker gymnasielärares acceptans av språkmodeller (artificiell intelligens, AI) genom att tillämpa UTAUT-modellen i svensk skolkontext. Studien bygger på en kvantitativ enkätundersökning med 223 gymnasielärare från olika län, och analyserar vilka faktorer som påverkar lärares intention att använda språkmodeller samt deras benägenhet att tillåta elevers användning.  
  
Denna studie undersöker gymnasielärares acceptans av språkmodeller genom att tillämpa UTAUT-modellen i svensk skolkontext. Studien bygger på en kvantitativ enkätundersökning med 223 gymnasielärare och analyserar vilka faktorer som påverkar lärares intention att använda språkmodeller samt deras benägenhet att tillåta elevers användning.

UTAUT-modellen förklarar en betydande del av variationen i lärares intention (R²=0,709) och faktiska användning (R²=0,729). **Performance expectancy framträder som den överlägset starkaste prediktorn (β=0,721, p<0,001), medan effort expectancy och socialt inflytande saknar signifikant påverkan**. Ett teoretiskt betydelsefullt fynd är att **erfarenhet fungerar som stark direkt prediktor snarare än moderatorvariabel**, vilket fundamentalt avviker från UTAUT:s ursprungliga konceptualisering och indikerar att probabilistiska teknologier kräver ny teoretisk förståelse.

**Studien föreslår utveckling av en “*Probabilistic Technology Acceptance Model*”** **(PTAM)** där erfarenhet konstituerar en fjärde huvudfaktor och demografiska moderatorer ersätts med teknikspecifika faktorer. Resultaten bekräftar att lärares intention signifikant påverkar både faktisk användning (β=0,381, p<0,001) och benägenhet att tillåta elevers användning (β=0,245, p<0,001), vilket belyser den pedagogiska maktrelationen i klassrummet.

UTAUT-modellen förklarar en betydande del av variationen i lärares intention (R²=0,709) och faktiska användning (R²=0,729). Performance expectancy framträder som den starkaste prediktorn (β=0,721, p<0,001), medan effort expectancy och socialt inflytande saknar signifikant påverkan. Till skillnad från ursprungliga UTAUT-hypoteser fungerar de modererande variablerna (kön, ålder, erfarenhet, frivillighet) inte som förväntat. Istället framträder erfarenhet som en direkt prediktor med stark effekt på både intention och användning.

Studien bekräftar att lärares intention har signifikant positiv påverkan på benägenheten att tillåta elevers användning (β=0,245, p<0,001), vilket belyser den pedagogiska maktrelationen i klassrummet. Resultaten bidrar med empiriskt grundad kunskap för framgångsrik AI-implementering i utbildning och kan bryta mönstret av tidigare misslyckade teknologiska satsningar.

**Nyckelord**

*Teknikacceptans, UTAUT, Stora språkmodeller, Gymnasielärare, AI i utbildning, digitalisering*

**Abstract**

This study examines upper secondary teachers' acceptance of language models (artificial intelligence, AI) by applying the UTAUT model in a Swedish school context. Based on a quantitative survey with 223 teachers from different counties, it analyzes factors influencing teachers' intention to use language models and their propensity to allow student usage.

UTAUT explains significant variation in teachers' intention (R²=0.709) and actual usage (R²=0.729). Performance expectancy emerges as the strongest predictor (β=0.721, p<0.001), while effort expectancy and social influence show no significant impact. Contrary to original UTAUT hypotheses, moderating variables (gender, age, experience, voluntariness) do not function as expected. Instead, experience emerges as a direct predictor with strong effects on both intention and usage.  
  
The study confirms that teachers' intention significantly impacts their propensity to allow student usage (β=0.245, p<0.001), highlighting classroom power relationships. Results provide empirical knowledge for successful AI implementation in education and can break patterns of previous failed technological initiatives in schools.

**Keywords**

*Technology acceptance, UTAUT, Large language Models, LLM, K-12, Teachers, AI in education, AIED, Technology integration*

**Tack**

Tack till min handledare Franck Tétard för vägledning genom uppsatsprocessen och till Andreas Hedrén för flexibiliteten med digitalt deltagande. Tack till Jakob Baldelin och Thomas Ejnefjäll för hjälp med återgången till studierna.

Tack till Henrik Frid för uppmuntran att slutföra examen och för att vara en chef som både erbjuder meningsfullt arbete och uppmuntrar vidareutbildning. Tack till Jeanette Jäger och Casimir West som uppmuntrade mig att börja universitetstudierna.

Slutligen tack till de gymnasielärare som deltog i studien.

Benjamin Appelberg

Uppsala, juni 2025

**Innehållsförteckning**

1 Inledning 1

1.1 AI- implementation i svensk utbildning: användning, kompetens och generationsskillnader 1

1.1.1 Politisk prioritering och ekonomiska investeringar i AI-utveckling 1

1.1.2 Historiska implementeringsutmaningar vid teknikintegration i utbildning 1

1.1.4 Institutionella förväntningar och lärarbehov: AI i utbildningssektorn 3

1.1.5 Attityder och förhållningssätt 4

1.1.6 Nuläge - begränsad användning bland gymansielärare 4

1.1.7 Utmaningar med att förstå generativ AI:s karaktär 5

1.2 Bakgrund 6

1.2.1 Lärarens centrala roll vid teknikintegrering 6

1.2.2 Faktorer som kan påverka lärares teknikanvändning och lärarens inflytande i skolmiljöer 6

1.2.3 Teoretiska modeller för teknikacceptans 7

1.2.4 Forskningsgap 8

1.3 Problemformulering 8

1.4 Hypoteser 9

1.5 Teoretisk avgräsning 11

1.6 Kunskapsbidrag 11

2 Teori 12

2.1 Språkmodeller 12

2.2 Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) 12

2.2.1 Performance expectancy, PE 13

2.2.2 Effort expectancy, EE 13

2.2.3 Social influence, SI 13

2.2.4 Facilitating conditions, FC 13

2.2.5 Modererande variabler 14

2.2.6 Behavioral Intention och Use Behavior 14

2.3 Litteraturgenomgång 15

2.3.1 UTAUT tillämpningar inom utbildning 15

3 Metod 17

3.1 Vetenskapsteoretisk utgångspunkt 17

3.2 Forskningsdesign 17

3.3 Datainsamlingsmetod 18

3.3.1 Utformning av enkätinstrument 18

3.4 Urval och genomförande 19

3.5 Databearbetning 19

3.5.1 Kodning 20

3.5.2 Imputering och bortfall 20

*Metodval och implementering* 20

*Könsvariabel (GDR) - Metodologisk harmonisering* 20

*Elevtillåtelse (STU) - Tekniskt bortfall* 21

3.5.3 Motivering för imputering och bortfallshantering 21

3.6 Utvärdering 22

3.6.1 Reflektiva mätmodellen 22

3.6.2 Formativa modellen 22

3.7 Metodkvalitet 23

3.7.1 Objektivitet 23

3.7.2 Reliabilitet 24

3.7.3 Intern validitet 24

3.7.4 Extern validitet 24

3.8 Forskningsetiska överväganden 25

3.8.1 Informerat samtycke 25

3.8.2 Skyddsintresset 25

3.8.3 Transparens och rätt till återkoppling 25

4 Resultat 26

4.1 Deskriptiv statistik 27

4.1.1 Beskrivning av deltagare 27

4.2 Resultat av hypotesprövningen 31

5 Diskussion 34

5.1 Metoddiskussion och metodkritik 34

5.1.1 Styrkor 34

5.1.1 Begränsningar och kritiska aspekter 34

*Urval och generaliserbarhet* 34

*Urval och generaliserbarhet* 34

*Modellmodifieringar* 34

*Imputeringsstrategi* 35

*Imputeringsstrategi* 35

5.2 Resultatdiskussion 35

5.2.1 UTAUT-modellens förklaringsgrad i gymnasiekontext 35

5.2.2 Performance expectancy som central drivkraft 35

5.2.3 Icke-signifikanta faktorer 36

5.2.4 Erfarenhetens betydande roll 37

5.2.5 Ålderns motstridiga effekter 37

5.2.6 Relationen mellan lärares och elevers användning 37

5.3 Teoretiska implikationer för UTAUT-modellen 38

5.3.1 UTAUT för probabilistiska teknologier - En nödvändig revidering 38

*Teoretiskt bidrag 1: Erfarenhet som direkt prediktor* 38

*Teoretiskt bidrag 2: Modererande effekters irrelevans* 38

5.3.2 Implikationer för teknikacceptansteori 39

6 Avslut 40

6.1 Slutsats 40

6.2 Studiens begränsningar 41

6.3 Förslag till framtida forskning 42

6.4 Praktiska rekommendationer 42

6.4.1 Performance Expectancy-centrerade interventioner 42

6.4.2 Erfarenhetsbaserad kompetensutveckling 43

7 Källförteckning 44

8 Bilagor 48

Bilaga 1 - Enkätformulär 48

# 1 Inledning

## 1.1 AI- implementation i svensk utbildning: användning, kompetens och generationsskillnader

Artificiell intelligens (AI), särskilt generativa AI-verktyg som stora språkmodeller (Large Language Models, LLM), representerar en teknologisk transformation med påstådd potential att omforma utbildningssektorn (Lim m.fl. 2023, s. 3; Mittal m.fl. 2024, s. 142734). Under 2024 använde 2 119 900 personer i Sverige – motsvarande en fjärdedel av befolkningen över 16 år – generativa AI-verktyg (Statistiska centralbyrån 2024). Internetstiftelsens rapport (2024) visar att omkring en tredjedel av den vuxna befolkningen i åldern 18–84 år använde AI-verktyg under samma år. Enligt Skolverkets (2024a, s. 7) lägesbild använde drygt 40 procent av lärarna i grundskolan, förskoleklass och fritidshem AI-tjänster i undervisningen eller sitt dagliga arbete under 2024.

Lärarna befinner sig i ett tidigt stadium av AI-kompetensutveckling. Enligt Sveriges Lärare (2024, s. 20–21) bedömer endast 21 procent av förskollärarna och lärarna sina AI-kunskaper som goda eller mycket goda, medan 39 procent anger viss kunskap och 40 procent anser sina kunskaper bristfälliga eller obefintliga. Trots sina begränsade kunskaper skattar lärarna elevernas AI-kompetens som ännu lägre. Detta står i kontrast till att 70 procent av unga mellan 12–19 år använt AI-verktyg, jämfört med 34 procent av den vuxna befolkningen (Internetstiftelsen 2024). Bedömningen försvåras av att 18 procent av lärarna saknar kunskap för att utvärdera elevernas kompetensnivå, trots att 33 procent av unga använt AI i skolarbete och 71 procent diskuterat AI i undervisningen.

### 1.1.1 Politisk prioritering och ekonomiska investeringar i AI-utveckling

Denna snabba AI-adoption inom utbildning och samhälle sker inte i ett vakuum, utan återspeglar en medveten politisk och ekonomisk prioritering av AI-utveckling i Sverige (Regeringskansliet 2024; Regeringskansliet 2018). Investeringarna visar en bred ekonomisk satsning från både offentlig och privat sektor. Företagssektorn investerade 5,6 miljarder kronor i AI-relaterad verksamhet under 2019 (Statistiska centralbyrån 2019), medan universitet och högskolor satsade 2,2 miljarder kronor på AI-forskning 2021 (Statistiska centralbyrån 2021). Under 2025 förstärktes utvecklingen när Nvidia och Wallenbergsfären presenterade en svensk ”AI-fabrik”, där Nvidias vd Jensen Huang betonade vikten av nationell AI-utveckling för svensk digital suveränitet (SVT 2025). Dessa omfattande finansieringar visar ett starkt engagemang för AI-utveckling inom både näringsliv och akademi, men väcker samtidigt centrala frågor om hur teknologin faktiskt implementeras i utbildningspraktiken.

### 1.1.2 Historiska implementeringsutmaningar vid teknikintegration i utbildning

För att förstå nuvarande AI-implementering måste den placeras i ett historiskt perspektiv av teknikintegration i skolan. Trots omfattande resurstilldelning till teknikutveckling har implementationen av teknik i utbildningssektorn präglats av betydande utmaningar. Teo (2011) visar att massiva statliga satsningar på digital infrastruktur inte automatiskt leder till att lärare använder tekniken i undervisningen. Detta gap mellan investering och faktisk användning utgör ett återkommande globalt mönster.

Internationella exempel illustrerar problemet tydligt. I USA användes datorer sällan i undervisningen, och när de användes var det främst för spel (Becker 2001). Storbritannien saknade tillräckligt tekniskt stöd för lärare (Jones 2004), medan australiensiska skolor saknade tydliga riktlinjer för teknikintegration (Birch & Burnett 2009) – en erfarenhet som möjligen påverkat Skolverkets rekommendation att svenska skolor utvecklar klara riktlinjer för AI-användning. I Singapore förblev teknikanvändningen begränsad i lärarnas dagliga arbete (Lim & Khine 2006).

Även den svenska kontexten speglar dessa internationella utmaningar. Tallvid (2016, s. 5–6) identifierar flera barriärer för teknikintegration: brist på teknisk kompetens, att teknologin inte ger tillräckligt mervärde i förhållande till ansträngningen, otillräckligt pedagogiskt material och tidsbrist. Sammantaget visar forskningen att teknisk infrastruktur inte räcker för meningsfull pedagogisk integration – framgångsrik teknikimplementering kräver stödsystem, kompetensutveckling och tydliga pedagogiska ramverk.

### 1.1.3 Institutionella förväntningar och lärarbehov: AI i utbildningssektorn

Mot bakgrund av dessa historiska implementeringsutmaningar har samtida utbildningsinstitutioner utvecklat mer sofistikerade strategier för AI-integration. Oxford University, Centre for Teaching and Learning (hädanefter Oxford CTL 2023) menar att AI redan används inom högre utbildning och förutspår omfattande påverkan på alla utbildningsnivåer. Det brittiska utbildningsdepartementet framhåller AI:s potential att ”*frigöra lärares tid*” (Department for Education 2024).

I svensk kontext intar Skolverket (2025) intar en balanserad position genom att fastslå att ”*Lärare och rektorer måste inte använda det*”, samtidigt som de tillhandahåller omfattande stödmaterial och rekommenderar att “*skolor har klara riktlinjer för AI-användning*” då detta “*skapar tydlighet för lärare, elever och vårdnadshavare samt bidrar till en genomtänkt användning av AI-verktyg*”. Denna dubbelhet speglar en kontext där lärare har formell autonomi, samtidigt som myndighetens resursinvesteringar signalerar implicita förväntningar om AI-kunskap.

Denna institutionella position kan förstås utifrån skolans lagstadgade uppdrag. Fördelar som identifieras i Skolverkets lägesbild, exempelvis att “*elever har lättare att få hjälp*” genom AI-tjänsters funktion som “*study buddy*”, överensstämmer med Skollagen:

I utbildningen ska hänsyn tas till barns och elevers olika behov. Barn och elever ska ges stöd och stimulans så att de utvecklas så långt som möjligt. (SFS 2010:800, 1 kap. 4 §).

Möjligheten att ”*eleverna utvecklar digital kompetens*” och etablerar kritisk förhållning till AI korresponderar med samma lagrums mål att utbildningen ska främja elevers utveckling till ”*aktiva, kreativa, kompetenta och ansvarskännande individer och medborgare*”. Skolverket (2024b, s. 12) framhåller ”*tidsbesparing i undervisningen*” som ytterligare fördel, vilket karaktäriserar ett *instrumentellt värde* (Nationalencyklopedin u.å.a.). Trots begränsad evidens finns förhoppningar om automatiserad bedömning för ökad tidseffektivitet (Skolverket 2022).  
  
Oavsett om detta behov härstammar från institutionella förväntningar eller pedagogiska överväganden, visar Skolverkets undersökning (2024b) att 80 procent av lärarna efterfrågar stöd för att använda, förstå eller förhålla sig till AI. Särskilt framträdande är behovet gällande elevers AI-användning (70 procent) och förståelse för AI:s samhällspåverkan (60 procent).

Den omfattande efterfrågan på AI-relaterat stöd indikerar att en betydande transformation pågår inom utbildningssektorn som kräver ny kompetens och nya förhållningssätt bland pedagoger.

### 1.1.5 Attityder och förhållningssätt

Trots institutionell uppmuntran och identifierade fördelar visar utbildningsaktörerna blandade attityder till AI. Enligt Sveriges Lärare (2024, s.20) uttrycker 63 procent av lärarna oro för att elever använder AI för fusk, vilket signalerar skepticism bland pedagoger.  
  
Bolinder, Lindh & Saleh (2024, s.6) menar dock att den huvudsakliga utmaningen inte är fuskrisken, utan att elever utvecklar teknologiskt beroende och därmed missar grundläggande färdigheter för självständigt arbete.

Samtidigt identifierar Bolinder, Saleh & Lindh (2024, s.23) motsatt problematik: lärare och elever som saknar AI-kunskap undviker tekniken av rädsla för negativa konsekvenser. Vissa lärare avvisar kategoriskt AI-integration, medan elever oroar sig för felaktiga fuskanklagelser.

Denna ambivalens mellan institutionella satsningar och aktörernas attityder illustrerar den fortsatta utmaningen med att realisera teknik i undervisningen.

### 1.1.6 Nuläge - begränsad användning bland gymnasielärare

AI-användning i undervisningen saknar explicita krav i läroplanerna, men ingår i den digitala kompetens som ska genomsyra utbildningen (Skolverket, 2024c). Teknologin omfattas av befintliga mål om digital teknik, verktygsanvändning och kritiskt förhållningssätt.

Två tredjedelar av gymnasielärarna använder AI-tjänster, men användningen är begränsad och AI har inte blivit ett centralt pedagogiskt verktyg (Skolverket 2024b, s. 4). Problemet förstärks av att 57 procent av lärarna menar att AI-satsningar genomförs utan hänsyn till forskning eller deras professionella bedömning (Sveriges Lärare 2024, s. 20).

En paradox präglar lärarnas förhållningssätt. Endast en tiondel använder AI för kompetensutveckling eller administration (Skolverket 2024b, s. 4), trots att nästan hälften (49 procent) erkänner att teknologin kan öka effektiviteten inom administrativa uppgifter (Sveriges Lärare 2024, s. 19). Gapet mellan erkända fördelar och faktisk användning visar på behov av systematisk kunskapsutveckling.

Skolverket (2024d) rekommenderar kollegial delning av erfarenheter för att överbrygga kunskapsgapet. Forskning visar att AI:s användningsområden är bredare än förväntat, men grundläggande kapaciteter utforskas fortfarande (Oxford CTL 2023, s. 5).

### 1.1.7 Utmaningar med att förstå generativ AI:s karaktär

Rapporten från Oxford CTL (2023) betonar en fundamental skillnad mellan generativ AI och traditionell regelbaserad mjukvara, där den förstnämnda uppvisar en probabilistisk karaktär (med undantag för *expertsystem*; Nationalencyklopedin, u.å.b). Denna probabilistiska natur manifesteras genom varierande svar vid identiska förfrågningar. Den variabilitet som karakteriserar generativ AI står i kontrast till användarnas etablerade förväntningar på deterministisk respons från digitala verktyg (Dhar, 2024).

En central implikation av den probabilistiska naturen hos AI är att enstaka eller isolerade interaktioner med språkmodeller är otillräckliga för att etablera en adekvat förståelse av deras kapacitet och begränsningar. Oxford CTL (2023, s. 4–5) framhåller att en djupgående konceptuell förståelse av generativa AI-system förutsätter ett kontinuerligt och omfattande engagemang som överskrider sporadisk användning. Eftersom resultaten varierar även vid identiska indata, kan användare inte bilda sig en fullständig uppfattning om systemets möjligheter genom begränsad exponering. Konsekvensen är att pedagoger som begränsar sin interaktion med AI-teknologi till ytliga eller sporadiska tillfällen riskerar att förbise det betydande instrumentella värde dessa verktyg potentiellt erbjuder. McGehee (2024) bekräftar i sin meta-analys av över 60 studier att AI-acceptans skiljer sig från traditionell teknikacceptans genom faktorer som etiska överväganden, krav på pedagogiska förändringar, och ökad teknologisk komplexitet. Detta resonemang kan bidra till att förklara den försiktiga implementering som observeras i den svenska skolkontexten, där AI trots utbredd kännedom ännu inte har etablerat sig som ett centralt pedagogiskt verktyg (Skolverket 2024b, s.4).

## 1.2 Bakgrund

### 1.2.1 Lärarens centrala roll vid teknikintegration

Den begränsade AI-integrationen i svenska gymnasieskolor måste förstås utifrån lärarens avgörande roll som teknikimplementerare. Vid teknikintegration inom utbildning avgörs framgången inte primärt av tekniken själv, utan av pedagogernas uppfattningar och tillämpningsstrategier.

Forskning bekräftar lärarattityders centrala betydelse för framgångsrik teknikintegration. Backfisch m.fl. (2021) påvisade att kvaliteten på teknikintegrationen korrelerar med lärarens uppfattning av teknikens instrumentella värde. Inan & Lowther (2010, s. 941) fann att lärares självuppfattade färdigheter och upplevda teknikpåverkan avgörande påverkade graden av teknikintegration.

Chiu (2022, s. 932) konstaterar att “*lärare som uppfattar teknik som värdefull för undervisnings- och lärandeprocessen är mer benägna att effektivt integrera den i sina klassrum*”. Hrastinski (2020) understryker denna ståndpunkt genom att framhålla att framhåller att “*Det är vi lärare som driver digitaliseringen genom att bestämma oss för vilka digitala verktyg vi vill använda - och framför allt hur*”.

### 1.2.2 Faktorer som påverkar lärares teknikanvändning

Givet lärarens centrala roll vid teknikacceptans är det väsentligt att förstå vilka faktorer som påverkar deras benägenhet att implementera ny teknik i undervisningen. En etablerad förklaring till integreringsutmaningar är att tekniken inte upplevs som tillräckligt användbar eller användarvänlig, kombinerat med otillräckligt institutionellt stöd (Legris, Ingham & Collerette, 2003; Skolverket 2024b, s. 10). Detta förstärks vid AI-integration där pedagoger rapporterar osäkerhet kring sin förmåga att implementera verktygen didaktiskt (Chiu & Chai, 2020).

Svensk forskning bekräftar sambandet mellan lärarattityder och AI-implementering. Pettersson m.fl. (2024) genomförde en omfattande enkätstudie med 67 universitetsanställda lärare vid Luleå tekniska universitet för att undersöka universitetslärares adoption av generativ AI i undervisningsaktiviteter. Studien påvisade ett starkt positivt samband (ρ = +0.9474, p = 0.01438) mellan lärares upplevda nytta av språkmodeller och deras benägenhet att uppmuntra studenter använda samma verktyg. Detta indikerar att lärares egna erfarenheter och upplevda värde av AI-teknologier utgör en central prediktor för deras vilja att integrera dessa i undervisningen.

Givet lärarens centrala roll vid teknikacceptans är det väsentligt att förstå vilka faktorer som påverkar deras benägenhet att implementera ny teknik i undervisningen. En etablerad förklaring till integreringsutmaningar är att tekniken inte upplevs som tillräckligt användbar eller användarvänlig, kombinerat med otillräckligt institutionellt stöd (Legris, Ingham & Collerette, 2003; Skolverket 2024b, s. 10). Detta förstärks vid AI-integration där pedagoger rapporterar osäkerhet kring sin förmåga att implementera verktygen didaktiskt (Chiu & Chai, 2020).  
  
Pettersson m.fl. (2024, s. 4) påvisar ett starkt positivt samband mellan lärares upplevda nytta av språkmodeller och deras benägenhet att uppmuntra studenter använda samma verktyg. Detta indikerar att lärares egna erfarenheter och upplevda värde av AI-teknologier utgör en central prediktor för deras vilja att integrera dessa i undervisningen.

### 1.2.3 Teoretiska modeller för teknikacceptans

Om vi vill förstå möjliga hinder för en framgångsrik acceptans bland lärare av ny teknik är det relevant att utgå från tidigare forskning inom området. Forskning kring faktorer som påverkar människors vilja att använda ny teknik har pågått sedan 1970-talet, men det var först under 1980-talet som förklaringsmodeller för användaracceptans började utvecklas (Legris, Ingham & Collerette, 2003). Användaracceptans för ny teknik är ofta porterat som en av de mest mogna forskningsområdena inom informationssystem fältet (Dwivedi m.fl. 2017, s.720).

För tillfället dominerar två acceptansmodeller forskningsfältet: Technology Acceptance Model (TAM) och Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT). TAM, utvecklad av Davis (1989), baseras på två determinanter:

* **Perceived usefulness:** “*den grad till vilken en person tror att användning av ett specifikt system skulle förbättra hans eller hennes arbetsprestation.*”
* **Perceived ease of use:** “*den grad till vilken en person tror att användning av ett specifikt system skulle vara ansträngningsfritt.*”

Trots modellens omfattande empiriska stöd har TAM tidigare kritiserats för sin brist på handlingsorienterad vägledning för praktiker. Venkatesh & Balas (2008) hänvisar till Alan Dennis för att exemplifiera detta, enligt följande:

“*imagine talking to a manager and saying that to be adopted technology must be useful and easy to use. I imagine the reaction would be ‘Duh!’ The more important questions are what [sic] makes technology useful and easy to use*”

För att adressera denna begränsning har forskare utgått från TAM:s nyckelvariabler och adderat andra variabler eller nya formuleringar av de latenta variablerna forskare syftar att identifiera. Ett exempel av mer omfattande modeller är Unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT) (Venkatesh m.fl., 2003) som representerar en mer teoretisk integration genom syntesen av åtta distinkta acceptansmodeller (bl.a. TAM). Modellen identifierar fyra direkta determinanter av teknikacceptans:

* **Performance Expectancy:** Förväntad arbetsprestation av tekniken
* **Effort Expectancy:** Förväntad lätthet av själva användningen av tekniken
* **Social Influence:** Individens uppfattning att viktiga personer tror de bör använda tekniken
* **Facilitating Conditions:** Individens uppfattning att det finns en organisatorisk och teknisk infrastruktur som stödjer användningen av tekniken

UTAUT inkorporerar fyra modererande variabler (kön, ålder, erfarenhet och frivillighet)

I sin ursprungliga validering uppvisade UTAUT en förklaringsgrad på 70 procent av variansen i användaracceptansen, vilket substantiellt överträffar TAM:s förklaringsgrad av 40 procent (Venkatesh m.fl., 2003; Venkatesh & Balas 2008, s.5).

### 1.2.4 Forskningsgap

Trots den omfattande forskningen kring teknikacceptans generellt, identifierar aktuella översiktsstudier betydande kunskapsluckor specifikt kring lärares acceptans av AI-verktyg. Liksom Skolverket (2024d; 2022) konstaterar Holmes (2023, s.29) i en rapport för *Lärarnas yrkesinternational* att det finns begränsad robust forskning om AI i utbildningssammanhang överlag. Vid närmare granskning av existerande studier fann Wang m.fl. (2024, s.10) att endast 32 procent av studierna fokuserade på grund- och gymnasienivå, varav bara 5,6 procent undersökte acceptans av AI. Denna obalans bekräftas ytterligare i Xue, Rashid & Ouyangs (2024, s.6) litteraturöversikt om acceptans inom utbildning som visar en tydlig överrepresentation av studentfokuserade studier (81 procent) jämfört med fakultetscentrerade (19 procent).  
  
Liknande mönster identifieras av Kong, Yang & Hou (2024, s.2) specifikt inom AI-forskning, där de konstaterar att forskningen främst riktar sig mot elever, medan lärares uppfattningar av AI-verktyg får mindre uppmärksamhet, särskilt inom grund- och gymnasieskolan. Detta utgör ett forskningsgap, särskilt mot bakgrund av den etablerade kunskapen om att lärares acceptans är avgörande för framgångsrik teknikintegration i undervisningen (Teo, 2011; Inan & Lowther, 2010; Backfisch m.fl. 2021; Chiu 2022, s.932; Hrastinski, 2020).   
  
Cabero-Almenara m.fl. (2024) bidrog med en pedagogisk dimension till UTAUT-forskningen genom att undersöka 425 universitetslärares acceptans av generativ AI via UTAUT2-modellen. Studien visade att lärares pedagogiska övertygelser spelar en avgörande roll - konstruktivistiska lärare, som betonar studentcentrerat lärande, var mer benägna att adoptera AI än transmissiva lärare som fokuserar på direktundervisning. Trots detta viktiga bidrag kvarstår kunskapsluckan för grundskole- och gymnasielärare, där endast begränsad forskning existerar.

## 1.3 Problemformulering

Implementeringen av språkmodeller i svensk gymnasieskola sker i en kontext präglad av systematiska misslyckanden med tidigare teknologisk integrering (Sveriges Lärare, s.8). Internationell forskning visar att lärares teknikanvändning förblir perifer och ineffektiv trots omfattande investeringar i digital infrastruktur - ett mönster som återkommit i USA, Storbritannien, Australien och Singapore (Teo, 2011). Denna historik, kombinerat med att 57 procent av svenska lärare uttrycker oro för att AI-satsningar genomförs utan forskningsgrund (Sveriges Lärare 2024, s.20).  
  
Forskningsläget förvärrar problemet. Trots att lärares acceptans beskrivs som avgörande för framgångsrik teknikintegration i litteraturen, fokuserar endast 5,6 procent av AI-adoption och acceptans och endast 32 procent av studierna inom på grund- och gymnasienivå (Wang m.fl., 2024). Denna kunskapslucka är särskilt problematisk när två tredjedelar av svenska gymnasielärare redan använder AI-tjänster, men endast i begränsad omfattning (Skolverket, 2024b), vilket indikerar att potentiellt värdefulla verktyg underutnyttjas.

Som rapporten från Oxford CTL (2023, s.4) understryker kräver en djupare förståelse av generativa AI-verktyg mer än sporadisk användning, eftersom dessa verktyg fungerar på ett fundamentalt annorlunda sätt än traditionella digitala hjälpmedel och ger varierande resultat beroende på hur de tillämpas. Denna skillnad ökar komplexiteten i intergreringsprocessen, då lärare behöver utveckla nya kompetenser för att effektivt nyttja verktygens möjligheter och förstå deras begränsningar.

Utan förståelse för de faktorer som påverkar gymnasielärares intention att använda språkmodeller riskerar nuvarande AI-implementering att reproducera tidigare misslyckanden. Detta hotar inte bara investeringarnas effektivitet utan också möjligheten att realisera språkmodellernas instrumentella potential. För att bryta detta mönster krävs systematisk undersökning av acceptansfaktorer baserad på validerade teoretiska ramverk.

**Huvudfråga:** I vilken utsträckning förklarar UTAUT-modellens faktorer (Performance Expectancy, Effort Expectancy, Social Influence och Facilitating Conditions), tillsammans med modererande variabler (ålder, kön, erfarenhet och frivillighet), variationen i svenska gymnasielärares intention att integrera språkmodeller i sin undervisningspraktik?

**Motivering till huvudfrågan:** Huvudfrågan fokuserar på UTAUT-modellens förklaringsgrad i kontexten av svenska gymnasielärares intention att använda språkmodeller, vilket direkt angriper bristen på empiriskt grundad kunskap inom detta område. Genom att undersöka etablerade acceptansfaktorer och deras modererande variabler skapar studien en solid grund för att förstå vad som faktiskt driver lärares teknikacceptans i denna specifika kontext.

**Delfråga:** Vilken betydelse har denna beteendeintention för lärares benägenhet att tillåta elever att använda språkmodeller i sitt lärande?

**Motivering till delfrågan:** Bygger vidare på Pettersson m.fl. (2024) fynd. Delfrågan utvidgar analysen bortom lärares egen användning till hur deras intentioner påverkar elevernas möjligheter, vilket adresserar den pedagogiska maktrelation som existerar i klassrummet (Lilja, 2013). Detta är särskilt relevant mot bakgrund av att 33 procent av unga mellan 12–19 år redan använder AI i skolarbete (Internetstiftelsen, 2024), samtidigt som lärares stöd varierar kraftigt. Delfrågan bidrar därmed till en fördjupad förståelse av hur lärares acceptans fungerar som en avgörande faktor för elevernas tillgång till och användning av språkmodeller.

**Syfte:** Studien syftar till att bidra med empiriskt grundad kunskap som kan stödja en mer framgångsrik implementering av AI-teknologi i utbildningsmiljöer. Genom att identifiera signifikanta faktorer som påverkar gymnasielärares

## 1.4 Hypoteser

För att bidra till forskningsfältet kommer denna studie att pröva hypoteserna från UTAUT originalstudie (Venkatesh et al., 2003) i kontexten av svenska gymnasielärares acceptans av språkmodeller. Genom att testa om dessa etablerade samband är signifikanta även i denna specifika utbildningskontext kan studien validera UTAUT-modellens tillämpbarhet för AI-acceptans inom gymnasieskolan. Denna metodologiska ansats ger dubbel nytta – dels bidrar den till teoretisk utveckling genom att pröva modellens generaliserbarhet i en ny kontext, dels genererar den konkreta insikter som kan vägleda pedagogisk praktik och implementeringsstrategier i svenska gymnasieskolor.  
  
För varje hypotes kommer p-värdet användas för att bedöma *statistisk signifikans*. I samhällsvetenskaplig forskning används vanligtvis signifikansnivån p < 0,05, vilket innebär att det finns mindre än 5 procent risk att det observerade sambandet har uppkommit av en slump när det egentligen inte finns något samband i populationen (Bryman 2019, s.346). Ett p-värde under 0,05 indikerar därmed tillräcklig statistisk evidens för att bekräfta hypotesen, medan ett högre p-värde leder till att hypotesen förkastas.

Följande hypoteser från UTAUT originalstudie testas:

* **H1:** Påverkan av performance expectancy (förväntad prestation) på beteendeintention kommer att modereras av **kön** och **ålder**, på det sättet att effekten blir starkare för män och särskilt för yngre män (s.450).
* **H2:** Påverkan av effort expectancy (förväntad ansträngning) på beteendeintention kommer att modereras av **kön**, **ålder** och **erfarenhet**, på det sättet att effekten blir starkare för kvinnor, särskilt yngre kvinnor och särskilt i tidiga stadier av erfarenhet (s.450).
* **H3:** Påverkan av social påverkan på beteendeintention kommer att modereras av **kön**, **ålder**, ***frivillighet*** (den grad användningen av innovationen uppfattas som frivillig, eller sker av egen fri vilja; Moore & Benbasat 1991, s.195) och **erfarenhet**, på det sättet att effekten blir starkare för kvinnor, särskilt äldre kvinnor, särskilt i obligatoriska sammanhang i de tidiga stadierna av erfarenhet (s.453).
* **H4:** Påverkan av facilitating conditions (stödjande förutsättningar) på usage behavior (den faktiska användningen) kommer att modereras av **ålder** och **erfarenhet**, på det sättet att effekten blir starkare hos äldre arbetstagare, särskilt med ökande erfarenhet (s.454–455).
* **H5:** Beteendeintention kommer att ha en signifikant positiv påverkan på usage behavior (den faktisk användning) (s.456)
* **H6:** *Gymnasielärares beteendeintention (BI) att använda språkmodeller har en signifikant positiv påverkan på deras benägenhet att tillåta elever använda dessa verktyg i skolarbetet.* 
  + *Antagande: Lärare som själva anser att språkmodeller är värdefulla verktyg och har för avsikt att använda dem, agerar sannolikt konsekvent i sin pedagogiska praktik genom att även tillåta elever använda dessa verktyg* (Chiu 2022, s.932).

## 1.5 Teoretisk avgräsning

UTAUT-modellen kan uppfattas applicera ett utilitaristiskt perspektiv där teknik värderas instrumentellt för arbetsprestation. Detta skapar en spänning mot utbildningens intrinsikala värden enligt Skollagen (SFS 2010:800), som betonar personlig utveckling och kritiskt tänkande. Lärares värdering av språkmodeller kan omfatta aspekter bortom effektivitet.

## Kunskapsbidrag

**Paradigmatiskt bidrag**: Studien konstituerar första systematiska utmaningen av UTAUT:s demografiska moderatorer i AI-kontext och föreslår teoretisk grund för utveckling av “*Probabilistic Technology Acceptance Model*” (PTAM) som bättre förklarar acceptans av kognitiva teknologier.

**Epistemologiskt bidrag**:Genom demonstration av att probabilistiska teknologiers varierande output kräver kontinuerlig exponering för adekvat bedömning, bidrar studien till förståelse av hur teknologisk karaktär påverkar acceptansprocesser.

**Instrumentellt bidrag**:De forskningsbaserade implementeringsstrategierna som utvecklas baserat på PE:s dominans och erfarenhetens centrala roll erbjuder konkret vägledning för att bryta det historiska mönstret av misslyckad teknologisk integration i svenska skolor.

# 2 Teori

## 2.1 Språkmodeller

Enligt Internetstiftelsen (u.å.) är en språkmodell ett system som används för att skapa eller förutsäga text genom att analysera och efterlikna mänskligt språk. Det bygger på avancerad statistik och sannolikhetsberäkningar för att generera meningsfulla textstrukturer baserat på mönster som den har lärt sig från stora mängder textdata. Enkelt uttryckt kan en språkmodell förutsäga vilket ord som kommer härnäst i en mening, vilket gör att den kan skapa hela texter, från korta svar till längre artiklar eller uppsatser. Denna teknik används flitigt inom AI för att få datorer att kunna kommunicera på ett sätt som påminner om mänskligt språk.

## 2.2 Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)

A diagram of a model

AI-generated content may be incorrect.  
Figur 1. UTAUT-modellen (Källa: Venkatesh m.fl. 2003, s.447)

UTAUT (Venkatesh m.fl., 2003) utvecklades för att förena åtta befintliga acceptansmodeller och förklarar teknikacceptans genom fyra huvudfaktorer: Performance Expectancy, Effort Expectancy, Social Influence och Facilitating Conditions, modererade av kön, ålder, erfarenhet och frivillighet. Modellen förklarade 69 procent av variansen i användaracceptans i originalstudien och har visat sig särskilt relevant inom utbildningskontext (Williams m.fl. 2015, s.444; Venkatesh m.fl. 2003, s.462; Xue m.fl., 2024; Xue m.fl., 2024).

### 2.2.1 Performance expectancy, PE

Performance Expectancy definieras som “*den grad i vilken en individ tror att användningen av systemet kommer att hjälpa honom eller henne att uppnå förbättringar i arbetsprestationen*” (Venkatesh m.fl. 2003, s.447). Begreppet omfattar perceived usefulness från TAM och har konsekvent visat sig vara den starkaste prediktorn för teknikacceptans inom utbildning (Xue m.fl., 2024). För lärares AI-acceptans är detta särskilt relevant då språkmodeller har potential att förbättra undervisningseffektivitet genom automatisering av administrativa uppgifter och förbättrad planering.

### 2.2.2 Effort expectancy, EE

Effort Expectancy avser “*den grad av lätthet i användningen av ett system*” (Venkatesh m.fl. 2003, s.450). Faktorn har särskild betydelse i tidiga implementeringsfaser men tenderar att minska över tid när användare blir mer bekanta med tekniken. För språkmodeller som ChatGPT, vilka marknadsförs med tydlig betoning på användarvänlighet – “*Free to use. Easy to try. Just ask and ChatGPT can help with writing, learning, brainstorming, and more*” (OpenAI, 2025) – kan denna faktor vara mindre avgörande för acceptansen än vad den är för mer komplexa system.

### 2.2.3 Social influence, SI

Social Influence definieras som “*den grad till vilken en individ uppfattar att andra viktiga personer tror att de bör använda ett nytt system*” (Venkatesh m.fl. 2003, s.451). Forskning visar starkare effekter för kvinnor och i obligatoriska sammanhang (ibid., s.453). I svensk skolkontext, där lärare har hög professionell autonomi (Tallvid 2016, s.5), kan denna faktor ha begränsad påverkan.

### 2.2.4 Facilitating conditions, FC

Facilitating Conditions omfattar “*den grad till vilken en individ tror att det finns en organisatorisk och teknisk infrastruktur som stödjer användningen av ett system*” (Venkatesh m.fl. 2003, s.453). En central teoretisk poäng är att facilitating conditions blir icke-signifikant för att förutsäga behavioral intention när både performance expectancy och effort expectancy är närvarande i modellen. Detta beror på att stödrelaterade frågor till stor del redan fångas upp av effort expectancy, som mäter hur lätt verktyget kan tillämpas.

Istället för att påverka behavioral intention har facilitating conditions direkt effekt på use behavior, med en påverkan som förväntas öka med erfarenhet då användare upptäcker flera vägar för hjälp och support, vilket minskar hinder för fortsatt användning. Forskarna noterar också att äldre användare tenderar att lägga större vikt vid att få hjälp och assistans i arbetet, särskilt vid användning av komplexa IT-system där ålderrelaterade kognitiva och fysiska begränsningar kan spela roll. Detta understryker betydelsen av facilitating conditions som modererande faktor baserat på både erfarenhet och ålder (ibid., s.454).

### 2.2.5 Modererande variabler

UTAUT inkorporerar fyra modererande variabler som påverkar styrkan i relationerna mellan huvudfaktorerna och beteendeintention:  
  
UTAUT inkorporerar fyra modererande variabler som påverkar styrkan i relationerna mellan huvudfaktorerna och beteendeintention:

**Kön** modererar effekterna av performance expectancy (starkare för män, särskilt yngre män), effort expectancy (starkare för kvinnor, särskilt yngre kvinnor i tidiga erfarenhetsstadier) och social influence (starkare för kvinnor, särskilt äldre kvinnor vid obligatoriska sammanhang i tidiga erfarenhetsstadier), enligt Venkatesh m.fl. (2003).

**Ålder** påverkar samtliga relationer, där performance expectancy är starkare för yngre användare, effort expectancy är starkare för äldre användare, social influence är starkare för äldre användare, och facilitating conditions är starkare för äldre användare.

**Erfarenhet** modererar effekterna av effort expectancy och social influence (båda starkare vid låg erfarenhet) samt facilitating conditions (starkare vid hög erfarenhet).

**Frivillighet** påverkar social influence, där effekten endast är signifikant i obligatoriska sammanhang och blir icke-signifikant i frivilliga kontexter (Venkatesh m.fl., 2003).

### 2.2.6 Behavioral Intention och Use Behavior

Behavioral intention kan definieras som “*den medvetna intentionen att utföra en viss framtida handling*”. Det är ett mått på hur starkt en individ planerar eller har bestämt sig för att genomföra en specifik handling. Detta begrepp fungerar som en direkt prediktor för Actual System Use (usage behavior) och anses vara en stark indikator på teknisk acceptans (Warshaw & Davis 1985, s.214).

* BI ligger på en skala från 0 till 1, där 1 betyder att individen har en tydlig intention att utföra handlingen och 0 betyder att personen har bestämt sig för att inte göra det
* Värden nära 0.5 indikerar osäkerhet eller avsaknad av en konkret plan

## 2.3 Litteraturgenomgång

A graph with numbers and a line

AI-generated content may be incorrect.  
Figur 2. Tidslinjen av publikationer (Källa: Xue, Rashid & Ouyang, 2024)

UTAUT-modellen har under det senaste decenniet etablerats som en av de mest inflytelserika teoretiska ramverken för att förklara teknikacceptans inom utbildning. Enligt Xue, Rashid & Ouyang (2024) är UTAUT den näst mest använda modellen inom utbildningskontext, endast överträffad av Technology Acceptance Model (TAM). Modellens användning inom utbildningssektorn har ökat markant sedan 2008, med en särskilt kraftig tillväxt efter COVID-19-pandemins utbrott, vilket indikerar dess relevans för att förstå teknikintegrering under förändrade undervisningsförhållanden.  
  
Parallellt med UTAUT-forskning har Technology Acceptance Model (TAM) använts för att undersöka lärares AI-acceptans. Al-Abdullatif (2024) utvidgade TAM med AI literacy, intelligent TPACK och perceived trust för att förklara 237 universitetslärares acceptans av generativ AI. Studien fann att perceived ease of use (β=0,48) och AI literacy (β=0,35) var de starkaste prediktorerna för acceptans, medan perceived usefulness överraskande inte hade direkt effekt (β=0,16; ns). Detta avvikande mönster från traditionella TAM-studier, där perceived usefulness vanligtvis dominerar, resonerar med forskningsfrågor om huruvida etablerade acceptansmodeller behöver anpassas för AI-teknologier.  
  
En meta-analys av Ali m.fl. (2024, s.3) analyserade 30 studier om AI-acceptans i utbildning och bekräftar UTAUT som det näst mest använda ramverket efter TAM. Studien fann att performance expectancy hade starkast effekt på behavioral intention (r=0.53), följt av effort expectancy (r=0.41) och socialt inflytande (r=0.43). Kritiskt för denna studies motivering är att endast 5 av 30 studier fokuserade på lärares acceptans, medan majoriteten (21 studier) undersökte studentperspektiv. Detta understryker det forskningsgap som Wang m.fl. (2024) och andra identifierat gällande underrepresentationen av lärarperspektiv inom AI-acceptansforskning.

### 2.3.1 UTAUT tillämpningar inom utbildning

Xue m.fl. (2024) identifierade 162 vetenskapliga artiklar publicerade mellan 2008 och 2022 som tillämpat UTAUT-modellen inom högre utbildning. Dessa studier täcker en mängd olika teknologier, med mobilt lärande (m-learning) som det mest undersökta området (39 studier), följt av onlinelärande/handledningssystem (22 studier), e-lärande (22 studier) och lärplattformar (14 studier). Denna fördelning representerar en förskjutning från tidigare studiers fokus på e-lärande till ett ökat intresse för mobila teknologier.  
  
Ett tydligt mönster i UTAUT-tillämpningar inom utbildning är den överväldigande fokuseringen på studenter som forskningsobjekt. Xue m.fl. (2024) rapporterar att cirka 81 procent av studierna fokuserar på studenters teknikacceptans, medan endast 19 procent undersöker lärares perspektiv. Denna obalans innebär att vår förståelse för teknikintegrering i utbildningskontext i huvudsak utgår från studentperspektivet, trots att lärare spelar en avgörande roll för implementering av ny teknologi i undervisningen.  
  
Resultat från hypotesprövning inom utbildningskontexten visar att Performance Expectancy (förväntad nytta) konsekvent har starkast inflytande på intentionen att använda teknologi, med ett sammansatt viktningskoefficient på 74 procent enligt Xue m.fl. (2024). Detta följs av Effort Expectancy (förväntad ansträngning) på 50 procent och Social Influence (socialt inflytande) på 49 procent. Sambandet mellan Behavioral Intention och Use Behavior är också starkt (46 procent), vilket indikerar att beteendeintentionen i hög grad översätts till faktisk användning i utbildningsmiljöer.  
  
Gällande signifikansgraden för de testade hypoteserna visar Xue m.fl studie att relationen mellan Behavioral Intention och Use Behavior (BI-UB) har högst signifikansgrad (92 procent), följt av Performance Expectancy och Behavioral Intention (PE-BI) med 82 procent, Facilitating Conditions och Use Behavior (FC-UB) med 70 procent, Social Influence och Behavioral Intention (SI-BI) med 59 procent, Facilitating Conditions och Behavioral Intention (FC-BI) med 58 procent, samt Effort Expectancy och Behavioral Intention (EE-BI) med 56 procent. Dessa resultat indikerar att när användare inom högre utbildning väl har för avsikt att använda ett system, leder det i mycket hög grad till faktisk användning, och att uppfattningen om teknologins nytta är den mest tillförlitliga prediktorn för acceptans (Xue m.fl., 2024).  
  
Cabero-Almenara m.fl. (2024) utvidgade UTAUT-forskningen genom att integrera pedagogiska övertygelser som förklaringsfaktor för AI-acceptans. Deras studie av 425 universitetslärare med UTAUT2-modellen fann att prestationsförväntningar förblev den starkaste prediktorn, men att konstruktivistiska pedagogiska övertygelser förstärkte acceptansen av generativ AI. Detta understryker vikten av att beakta lärares didaktiska filosofier vid implementering av AI-teknologi.

# 3 Metod

## 3.1 Vetenskapsteoretisk utgångspunkt

Denna studie antar en *positivistisk forskningsansats*, vilket innebär att den eftersträvar att identifiera objektivt mätbara samband mellan tydligt definierade faktorer inom ett etablerat teoretiskt ramverk (Oates, Griffiths, & McLean, 2022, s.294-295). Den positivistiska traditionen är lämplig för denna studie eftersom UTAUT-modellen bygger på antagandet att det finns mätbara faktorer som påverkar individers teknikacceptans, och att dessa faktorer kan studeras genom systematisk datainsamling och statistisk analys.

## 3.2 Forskningsdesign

Studien använder en *tvärsnittsdesign* där data samlas in vid en specifik tidpunkt. Denna design valdes eftersom den möjliggör effektiv datainsamling från ett större antal respondenter och är lämplig för att testa etablerade teoretiska modeller i nya kontexter (Bryman, 2016).

Forskningsstrategin är huvudsakligen deduktiv, där UTAUT-modellen används som teoretiskt ramverk för att generera hypoteser som sedan prövas empiriskt. Detta är en lämplig strategi när forskningen bygger på en etablerad teoretisk modell och syftar till att validera denna inom en specifik kontext (Hjerm, Lindgren & Nilsson, 2014, s. 25).  
  
Studien förhåller sig medvetet till den metodologiska traditionen inom UTAUT-forskning i utbildningskontext, där **enkätbaserade undersökningar** (89 procent) och **strukturella ekvationsmodeller** dominerar (Xue m.fl., 2024). För dataanalysen användes strukturell ekvationsmodellering med partiella minsta kvadratmetoden (PLS-SEM) via mjukvaran SmartPLS 4.1.1.2. Valet av PLS-SEM motiveras av metodens lämplighet för prediktiva forskningssyften snarare än strikt konfirmerande, dess förmåga att hantera komplexa modeller med modererande effekter, och dess effektivitet vid testning av teoretiska modeller i nya kontexter (Hair m.fl. 2021). Genom att använda en kvantitativ tvärsnittsdesign med PLS-SEM analys följer denna studie etablerad UTAUT-praxis, samtidigt som den adresserar geografiska kunskapsluckor i den europeiska kontexten och utforskar underrepresenterade teknologier som språkmodeller i gymnasieskolan.  
  
För att säkerställa statistisk robusthet i PLS-SEM-analysen tillämpades bootstrapping-procedur med 4999 samples med bias-corrected and accelerated (BCa) metod. Hair et al. (2021) förklarar att bootstrapping innebär att ett stort antal samples dras från det ursprungliga urvalet med återläggning, vilket genererar en bootstrap-fördelning som approximerar samplingfördelningen och möjliggör beräkning av standardfel.

## 3.3 Datainsamlingsmetod

### 3.3.1 Utformning av enkätinstrument

Enkäten utformades utifrån validerade mätinstrument utvecklade av Venkatesh m.fl. (2003), med fokus på UTAUT-modellens kärnkonstrukt (PE, EE, SI, FC, BI, UB) och modererande variabler (kön, ålder, erfarenhet, frivillighet). Efter operationalisering och översättning till svenska genomfördes en pilotstudie med fyra tidigare universitetsstudenter för att säkerställa begriplighet.

Baserat på feedback från pilotstudien:

* En fråga från Effort Expectancy-konstruktet togs bort (från fyra till tre frågor)
  + Notera att detta kan ha en negativ påverkan på reliabiliteten av EE, givet Spearman–Brown formel som hävdar att ju mindre antal frågor desto lägre Cronbachs alfakoefficient (Schmitt 1996, s.350).
* Flera frågor omformulerades för att öka begripligheten. En deltagare i pilotstudien påpekade specifikt att den svenska översättningen av ursprungsfrågorna upplevdes som alltför akademisk och därmed svårtillgänglig för personer utan forskningsbakgrund. Frågorna förenklades därför språkligt.
  + Notera att detta kan riskera validiteten av det begrepp ursprungsfrågorna fångat in.
* Exempel och förtydliganden lades till för att konkretisera begrepp

Den slutliga enkäten innehöll 28 frågor mätta på en sjugradig Likert-skala (1=”*Instämmer inte alls*”, 7=”*Instämmer helt*”) och distribuerades digitalt via Google Forms (Bilaga 1 –Enkätformulär).

## 3.4 Urval och genomförande

A diagram of a workflow

AI-generated content may be incorrect.  
Figur 3. Datainsamlingsprocess

Datainsamlingen genomfördes genom en systematisk process i sju steg. Av 893 unika e-postadresser exkluderades 32 (3,6 procent) främst på grund av tekniska leveransproblem.

## 3.5 Databearbetning

All statistisk analys genomfördes med hjälp av mjukvaran SmartPLS (version 4.1.1.2), ett verktyg specialiserat för strukturella ekvationsmodeller baserade på Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Bootstrapping med 4999 samples tillämpades med bias-corrected and accelerated (BCa) konfidensintervall-metod. Enligt Hair et al. (2021) resulterar bootstrapping-proceduren i t-värden för modellparametrarna, vilka jämförs med kritiska värden från standardnormalfördelningen (t-värde >1,96 vid 5 procent signifikansnivå, tvåsidig test).

### 3.5.1 Kodning

Kategoriska variabler konverterades till numeriska värden. För att mäta frivillighet inverterades två frågor (VOL1, VOL3) så att högre värden motsvarar ökad upplevd frivillighet.

### 3.5.2 Imputering och bortfall

Studien hade minimalt bortfall med totalt tre saknade observationer på STU-variabeln (elevtillåtelse). Två observationer saknades på grund av administrativt fel då frågan initialt utelämnades från enkätformulären, medan en tredje observation uppstod när en respondent valde att inte besvara frågan efter att den lagts till som valfri. Enligt Little & Rubins (2020, s.13) klassificering utgör detta bortfall MCAR (Missing Completely At Random) eftersom sannolikheten för missingness var oberoende av både observerade och saknade datavärden. Det administrativa felet påverkade respondenter slumpmässigt baserat på tidpunkt för svar snarare än respondenternas egenskaper eller potentiella svar.  
  
För att hantera metodologisk harmonisering av könsvariabeln och tekniskt bortfall tillämpades maskininlärningsbaserade imputeringsmetoder med (ibid., 2020 s.25). Enligt ibid. (2020, s. 68) bör imputeringar konceptualiseras som dragningar från en prediktiv fördelning av de saknade värdena och kräver en metod för att skapa en prediktiv fördelning baserad på observerade data. Detta tillvägagångssät är känt som implicit modellering med fokus på algoritmer som kan implicera underliggande modeller.

### *Metodval och implementering*

För båda imputeringsbehoven användes Random Forest-klassificerare, en metod som enligt Little och Rubin (2020, s. 78-79) kan kategoriseras som “*hot deck baserad på en matchningsmetrik*” där prediktiv medelvärdesmatchning används. Detta tillvägagångsätt är överlägsen andra metriker eftersom den viktar prediktorer enligt deras förmåga att förutsäga den saknade variabeln (Little & Rubin, 2020, s. 79). Random Forest-metoden implementerar implicit en sofistikerad form av denna prediktiva matchning genom ensemble-learning.

### *Könsvariabel (GDR) - Metodologisk harmonisering*

För metodologisk överensstämmelse med den ursprungliga UTAUT-modellen kodades könsvariabeln som binär. Endast en respondent (0,45 procent) valde “*Annat*”, vilket krävde en imputeringslösning för att möjliggöra fullständigt utnyttjande av datamängden. En Random Forest-klassificeringsmodell tränade på åtta prediktorer uppnådde 59,1 procent noggrannhet (se Tabell 1).

Tabell 1. Konfusionmatris för könklassificering

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Riktig klass** |  | **Predikterad klass** | |
| Kvinna | Man |
| Kvinna | 13 (TP) | 10 (FP) |
| Man | 8 (FP) | 13 (TP) |

### *Elevtillåtelse (STU) - Tekniskt bortfall*

Det tekniska bortfallet (1,34 procent av datamängden) bestod av tre respondenter där frågan om elevernas användning av språkmodeller (STU) saknades. En separat Random Forest-modell med 75 procent noggrannhet användes för imputering.  
  
Tabell 2. Konfusionmatris för elevtillåtelse (STU)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Riktig klass** |  | **Predikterad klass** | |
| Nej | Ja |
| Nej | 11 (TP) | 7 (FP) |
| Ja | 4 (FP) | 22 (TP) |

Tabell 3. Imputeringsresultat

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Rad** | **Kolumn** | **Innan** | **Efter** |
| 0 | STU | Okänt | Ja |
| 1 | STU | Okänt | Ja |
| 135 | STU | Okänt | Nej |
| 109 | GDR | Annat | Man |

### 3.5.3 Motivering för imputering och bortfallshantering

Bortfallet var minimalt (0,048 procent av datamaterialet), motsvarande endast tre observationer. Enligt Hair m.fl (2021, s.18) är radering av saknade värden ett alternativ, men detta kan minska variationen i data och introducera bias.

Harmoniseringen av könsvariabeln motiverades av metodologisk konsistens med originalstudien och statistiska överväganden. Kategorin “*Annat*” innehöll endast en respondent (0,45 procent), vilket skulle ge otillräcklig statistisk grund för meningsfulla analyser och potentiellt missvisande resultat.  
  
För att validera robustheten i imputeringsstrategin genomfördes känslighetsanalys genom jämförelse med listwise deletion (n=219 respektive n=223). Analysen visade att huvudresultaten förblir stabila - alla signifikanta huvudeffekter (H1, H4, H5, H6) behåller sin signifikans med marginella skillnader i koefficienter (Δβ <= 0,01). Två indirekta effekter av ålder påverkades dock av bortfallshantering: ålderns indirekta effekt på elevtillåtelse (AGE → STU) förändrades från p=0,031 till p=0,059, och ålderns indirekta effekt på användning (AGE → USE) från p=0,041 till p=0,072. Dessa effekter bör därför tolkas som marginellt signifikanta och behandlas med försiktighet i slutsatserna.

## 3.6 Utvärdering

### 3.6.1 Reflektiva mätmodellen

Efter **3.4 Databearbetning** observerades problematiska Cronbachs alfa-värden för konstrukt EE (0,644), FC (0,599) och VOL (0,407), vilket ledde till borttagning av problematiska indikatorer (EE1, FC4, VOL2).  
  
**Bedömning av intern konsistens**: Den slutliga modellen uppvisar varierande Cronbach's alfa-värden: PE (α = 0,936), SI (α = 0,739), VOL (α = 0,693), EE (α = 0,685) och FC (α = 0,615). Taber (2018) argumenterar i “*The Use of Cronbach's Alpha When Developing and Reporting Research Instruments in Science Education*” att alfavärden omkring 0,60-0,70 kan vara tillräckliga i explorativ forskning eller när konstrukt mäter heterogena aspekter. Detta är relevant då UTAUT tillämpas på språkmodeller (ny teknologisk kontext) och FC naturligt omfattar olika stödjande förutsättningar. Viktigt att notera är att samtliga konstrukt uppvisar tillfredsställande värden för både sammansatt reliabilitet (ρc > 0,70) och rho**ₐ** (ρa > 0,70), vilket enligt Hair m.fl. (2021) ger konvergerande evidens för intern konsistens där rhoₐ utgör en balanserad uppskattning mellan den konservativa Cronbachs alfa och den mer liberala sammansatta reliabiliteten.

Efter modifiering uppvisade den reflektiva modellen:

* God konvergent validitet (AVE ≥ 0,50 för alla konstrukt)
* Acceptabel till god intern konsistensreliabilitet (Cronbachs α, ρc, ρa)
* Övervägande god diskriminant validitet (HTMT), med nära relationer mellan BI-PE (0,928)

Diskriminant validitet bedömdes genom heterotrait-monotrait ratio (HTMT). Enligt Hair m.fl. (2021) indikerar HTMT-värden under 0,85 tillräcklig diskriminant validitet för konceptuellt olika konstrukt. De flesta konstruktpar uppvisar acceptabla HTMT-värden, men relationen mellan PE och BI (HTMT = 0,928, 95 procent CI: 0,876–0,974) överskrider den rekommenderade gränsen. Detta kan förklaras av att performance expectancy teoretiskt utgör den primära prediktorn för beteendeintention i UTAUT-modellen, vilket skapar en naturligt stark empirisk relation. Trots denna höga korrelation behålls båda konstrukten då de representerar teoretiskt distinkta begrepp i det etablerade UTAUT-ramverket.

### 3.6.2 Formativa modellen

Kollinearitetsanalysen identifierade potentiella problem för BI (VIF-värden > 5 för BI2 och BI3). Vid de fallen där VIF-värden ≥ 5 rekommenderar Hair m.fl. (2021, s.93) att forskare bör vidta lämpliga åtgärder, exempelvis genom att eliminera eller slå samman indikatorerna.Med hänsyn till detta eliminerades indikatorn BI2. Efter justeringarna uppvisade den slutliga modellen inga VIF-värden över de rekommenderade tröskelvärdena (Hair m.fl. 2021, s.96).

## 3.7 Metodkvalitet

För att säkerställa forskningens kvalitet inom det positivistiska paradigmet (**3.1 Vetenskapsteoretisk utgångspunkt**) har fyra huvudkriterier konsekvent beaktats: *objektivitet*, *reliabilitet*, *intern validitet* och *extern validitet* (Oates m.fl. 2021, s.295–296). Utvärderingen tar särskild hänsyn till den tillämpade databearbetningen, imputeringsstrategin och modifieringen av mätmodellen (se Tabell 4).

Tabell 4. Reliabilitet efter modifiering

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variabel** | **AVE** | **Cronbachs α** | **ρc** | **ρa** | **Cronbachs α 95 procent KI** | **HTMT med högst värde** |
| AGE | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 1,000 | [1,000–1,000] | — |
| BI | 0,846 | 0,819 | 0,917 | 0,826 | [0,745–0,873] | PE (0,928) |
| EE | 0,757 | 0,685 | 0,862 | 0,722 | [0,563–0,779] | FC (0,799) |
| EXP | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 1,000 | [1,000–1,000] | USE (0,742) |
| FC | 0,554 | 0,615 | 0,783 | 0,727 | [0,510–0,702] | EE (0,787) |
| GDR | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 1,000 | [1,000–1,000] | — |
| PE | 0,839 | 0,936 | 0,954 | 0,942 | [0,917–0,950] | BI (0,928) |
| SI | 0,659 | 0,739 | 0,852 | 0,750 | [0,667–0,797] | VOL (0,657) |
| STU | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 1,000 | [1,000–1,000] | USE (0,466) |
| USE | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 1,000 | [1,000–1,000] | BI (0,810) |
| VOL | 0,748 | 0,693 | 0,855 | 0,914 | [0,566–0,786] | SI (0,657) |

### 3.7.1 Objektivitet

Studiens objektivitet har säkerställts genom:

* Användning av validerade UTAUT-mätinstrument som grund för enkätfrågorna
* Standardiserade statistiska analysförfaranden med Random Forest-algoritmer för imputering
* Systematisk dokumentation av metodologiska beslut kring borttagning av problematiska indikatorer (EE1, FC4, VOL2, BI2)
* Transparent redovisning av reliabilitetsmått och validitetstester som grund för metodologiska beslut.

### 3.7.2 Reliabilitet

Studiens reliabilitet stärks genom:

* Etablerade mätinstrument från UTAUT-modellen med dokumenterad reliabilitet
* Flerdimensionell reliabilitetsanalys genom Cronbachs alfa, sammansatt reliabilitet (ρc), och rho A (ρa) (**Bilaga 4: Reliabilitet efter modifiering**)
* Standardiserad sjugradig Likert-skala för konsekvent mätning
* Avancerad bortfallshantering genom Random Forest-imputering med dokumenterade noggrannhetsmått (59,1 procent för könsvariabeln, 75 procent för STU-variabeln)
* Minimalt tekniskt bortfall (endast 0,048 procent av totala datamaterialet) som ytterligare stärker datakvaliteten

### 3.7.3 Intern validitet

För att säkerställa intern validitet har följande åtgärder vidtagits:

* Förankring i UTAUT-modellen som teoretiskt ramverk med empiriskt validerade samband
* Kontextspecifik anpassning av mätinstrument för språkmodeller i utbildningsmiljö
* Omfattande validitetstestning genom AVE-värden (konvergent validitet) och HTMT-analys (diskriminant validitet)
* Metodologisk harmonisering av könsvariabeln för överensstämmelse med originalmodellen
* Tillämpning av Random Forest för imputering för att hantera komplexiteten i data utan att introducera bias

Den tvärsnittsbaserade designen innebär dock att kausala slutsatser måste dras med viss försiktighet.

### 3.7.4 Extern validitet

Studiens generaliserbarhet påverkas av följande faktorer:

**Begränsande faktorer:**

* Bekvämlighetsurval begränsar representativiteten för hela populationen av svenska gymnasielärare
* Digital enkätdistribution kan ha skapat bias mot digitalt kompetenta lärare
* Borttagning av specifika indikatorer (EE1, FC4, VOL2, BI2) kan påverka jämförbarheten med andra UTAUT-studier
* Imputering, trots avancerade metoder, introducerar viss osäkerhet som kan påverka generaliserbarhet

**Stärkande faktorer:**

* Omfattande datainsamlingsprocess med nationell täckning (861 gymnasieskolor)
* Transparent redovisning av urvalsprocess, bortfallshantering och modellmodifiering
  + <https://github.com/bappelberg/kandidatprogram-i-systemvetenskap-programvaruteknik>
* Metodologisk harmonisering med ursprunglig UTAUT-forskning för teoretisk konsistens
* Minimal dataförlust genom strategisk imputering istället för eliminering av data

Resultaten är primärt giltiga för den specifika gruppen deltagande gymnasielärare, och generaliseringar bör göras med försiktighet, men de metodologiska valen har varit nödvändiga för att säkerställa resultatens validitet och reliabilitet.

## 3.8 Forskningsetiska överväganden

Studien har implementerat forskningsetiska principer för att säkerställa deltagarnas integritet och rättigheter samtidigt som vetenskaplig kvalitet upprätthålls.

### 3.8.1 Informerat samtycke

I enlighet med Vetenskapsrådets (2024) riktlinjer informerades samtliga deltagare om studiens syfte, datahantering och rätten att avbryta deltagandet utan konsekvenser. Detta framgick tydligt i både e-postkontakt med gymnasieskolorna och i enkätens introduktion, där frivillighet och anonymitet betonades.

### 3.8.2 Skyddsintresset

Deltagarnas rättigheter, integritet och välbefinnande prioriterades genom:

* Minimal efterfrågan av känsliga personuppgifter
* Informerat samtycke med tydlig information om frivilligt deltagande

### 3.8.3 Transparens och rätt till återkoppling

För att säkerställa vetenskaplig transparens planeras återkoppling till deltagarna när studien slutförts. En sammanfattning av resultaten kommer att delges de deltagande gymnasieskolorna, vilket främjar engagemang och förtroende för forskningsprocessen.

# 4 Resultat

A diagram of a diagram

AI-generated content may be incorrect.  
Figur 4. UTAUT (+ STU)

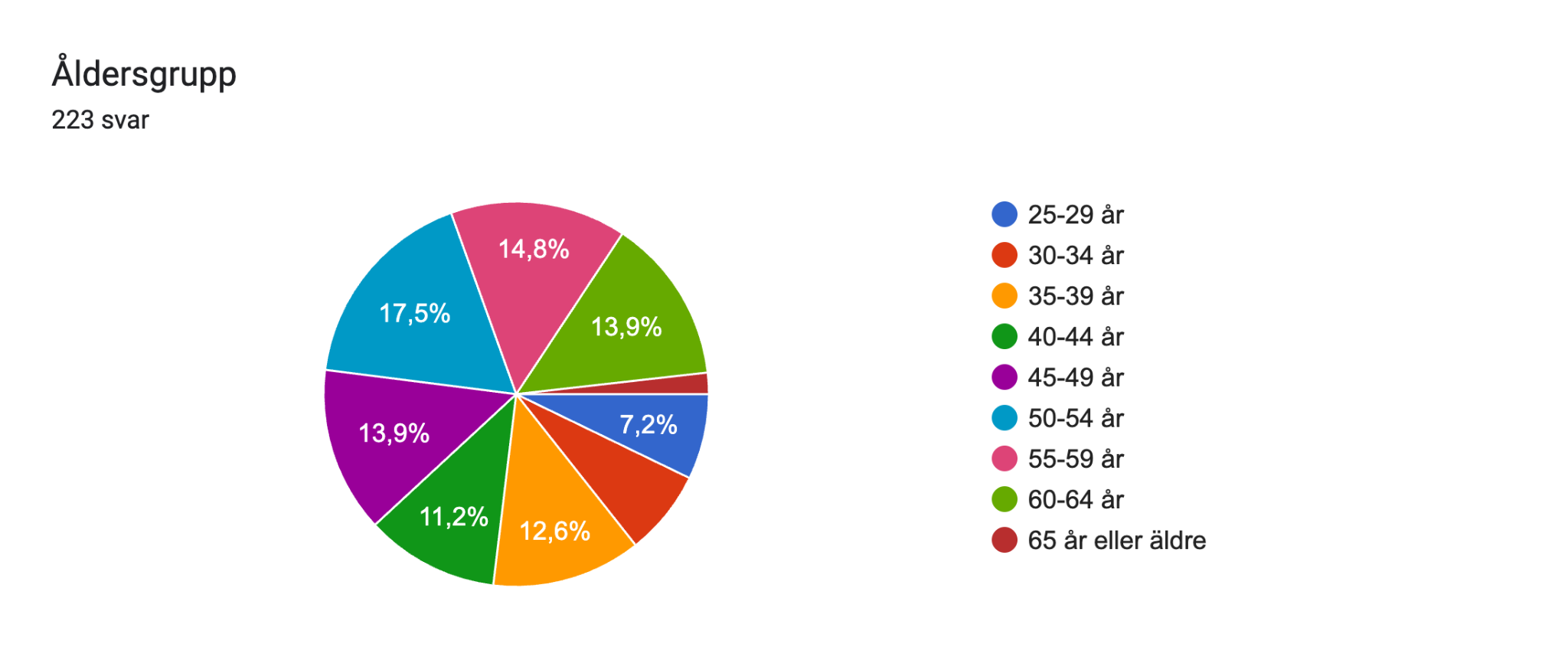
## 4.1 Deskriptiv statistik

### 4.1.1 Beskrivning av deltagare

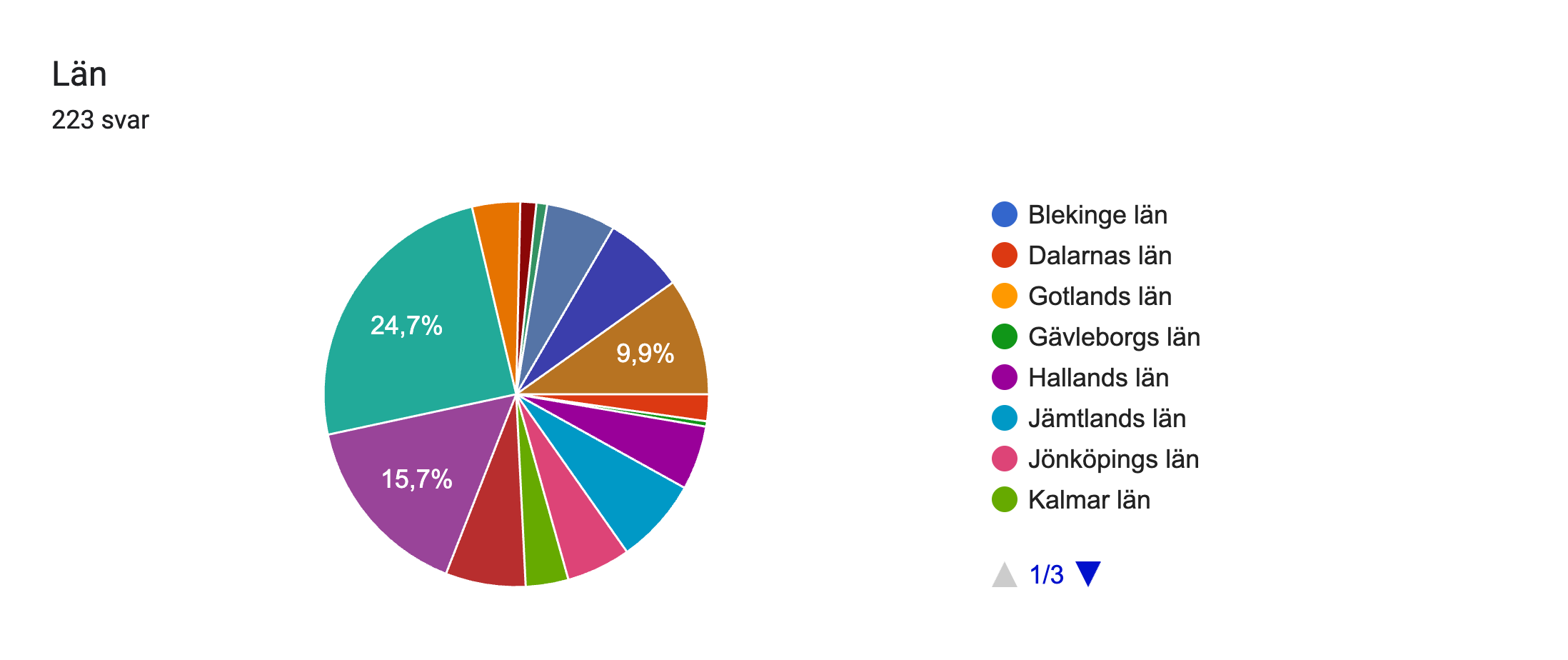
A blue and red circle with a number of percentages

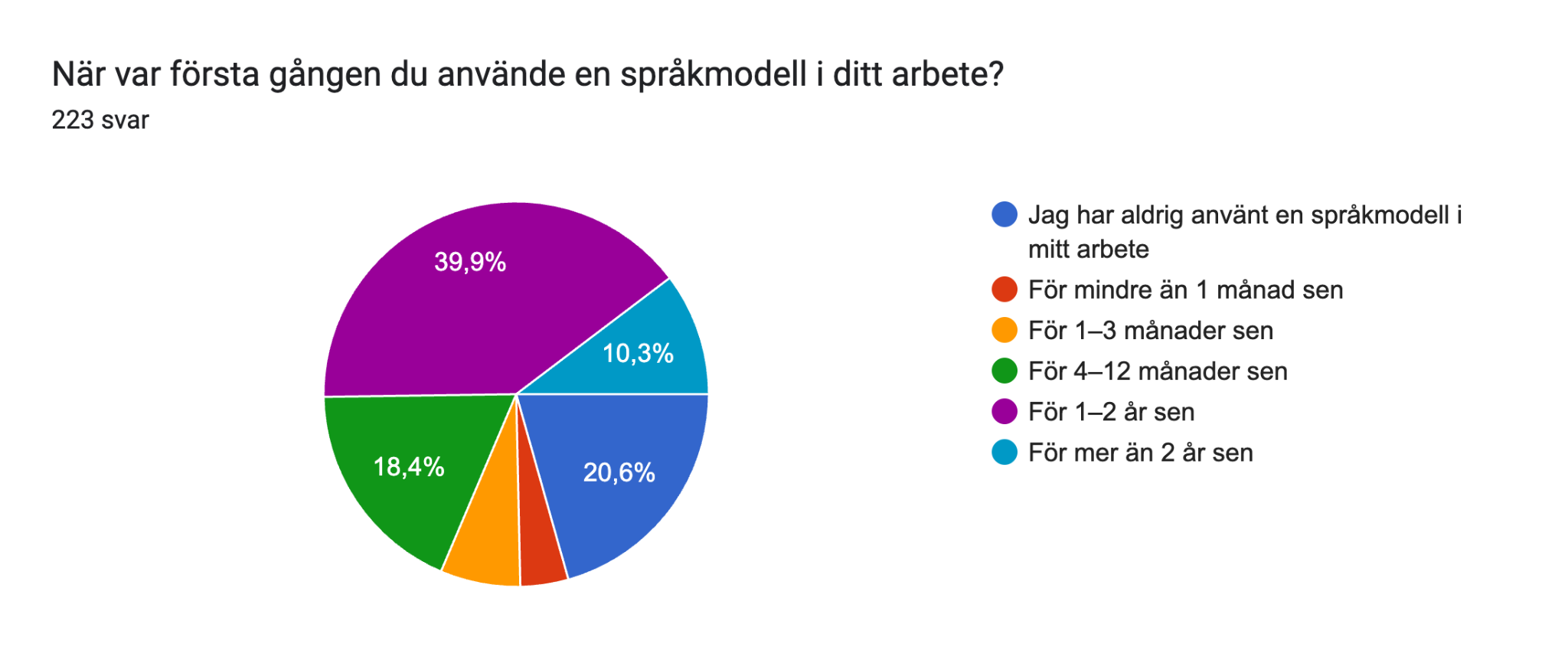
AI-generated content may be incorrect.  
Figur 5. Könsfördelning

Undersökningen omfattade 223 gymnasielärare från olika län i Sverige. Könsfördelningen var relativt jämn med 122 män (54,7 procent), 101 kvinnor (45,3 procent) (Figur 5). Undersökningen omfattade 223 gymnasielärare från olika län i Sverige.

**  
Figur 6. Åldersfördelning

Majoriteten av respondenterna var mellan 45–64 år gamla, med åldersgrupperna 50–54 år (17,5 procent), 55–59 år (14,8 procent), 45–49 år (13,9 procent) och 60–64 år (13,9 procent) som de mest representerade. Den minst representerade åldersgruppen var 65 år eller äldre (1,8 procent) (Figur 6).

  
Figur 7. Fördelning per län

  
Figur 8. Erfarenhet

Geografiskt var respondenterna spridda över landet med tyngdpunkt i storstadsregionerna. Störst representation hade Stockholms län (24,7 procent), följt av Skåne län (15,7 procent) och Östergötlands län (9,9 procent) (Figur 7). Vad gäller erfarenhet av språkmodeller rapporterade 39,9 procent den högsta erfarenhetsnivån (nivå 4), medan 20,6 procent uppgav att de inte hade någon erfarenhet alls (nivå 0) (se Figur 6). Bland respondenterna tillät 62,3 procent sina elever att använda språkmodeller i skolarbetet, medan 37,7 procent inte tillät sådan användning (Figur 8).

A chart with colorful rectangular boxes

AI-generated content may be incorrect.  
Figur 9. AI-användning bland lärare

Figur 9visar fördelningen av AI-användning bland gymnasielärare samt vilka specifika AI-verktyg som används. Av totalt 223 respondenter använder 76 procent (n=169) någon form av AI sitt arbete, medan 24 procent (n=54) inte använder AI alls. Detta indikerar att majoriteten av gymnasielärarna redan har börjat integrera AI-baserade språkmodeller i sin pedagogiska praktik.

Bland de lärare som använder AI dominerar ChatGPT som det föredragna verktyget. Hela 64 procent av AI-användarna rapporterar att de använder ChatGPT, vilket gör det till det överlägset mest populära alternativet. Därefter följer Gemini/Bard som används av 13 procent av AI-användarna, medan Microsoft Copilot används av 12 procent. Ytterligare 12 procent använder andra AI-verktyg än de specificerade alternativen.

A screenshot of a graph

AI-generated content may be incorrect.

Figur 10. Korrelationsmatris

Korrelationsmatrisen (Figur 10) visar sambandsstyrkan mellan olika UTAUT-konstrukt.

## 4.2 Resultat av hypotesprövningen

Alla rapporterade p-värden och signifikanstester baseras på bootstrapping-procedur med 4999 samples enligt Hair et al. (2021) metodologi. Analysen av den strukturella modellen avslöjar flera signifikanta relationer mellan UTAUT-variablerna. Resultaten visar att fyra av sex huvudeffekter bekräftas (se Tabell 5). Prestationsförväntningar (PE) har starkast positiv effekt på beteendeintention (BI) med hög koefficient (β=0,721, p<0,001). Ansträngningsförväntningar (EE) och socialt inflytande (SI) uppvisar ingen signifikant påverkan på intentioner. Stödjande förutsättningar (FC) påverkar signifikant den faktiska användningen (β=0,168, p=0,001), och beteendeintention har tydlig koppling till både faktisk användning (β=0,381, p<0,001) och lärarnas benägenhet att tillåta elevers teknikanvändning (β=0,245, p<0,001).

Tabell 5. Hypotesprövning av huvudeffekter

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Hypotes** | **Relation** | **β** | **p-värde** | **Slutsats** | **Förklaring** |
| H1 | PE → BI | 0,721 | <0,001 | Hypotesen bekräftas | Påverkan är starkare för män, särskilt yngre |
| H2 | EE → BI | 0,045 | 0,600 | Hypotesen förkastas | Påverkan är starkare för kvinnor, särskilt äldre och de med begränsad erfarenhet |
| H3 | SI → BI | 0,006 | 0,912 | Hypotesen förkastas | Påverkan är starkare för äldre kvinnor med låg frivillighet och begränsad erfarenhet |
| H4 | FC → USE | 0,168 | 0,001 | Hypotesen bekräftas | Påverkan är starkare för äldre arbetare med ökade erfarenhet |
| H5 | BI → USE | 0,381 | <0,001 | Hypotesen bekräftas | Direkt påverkan |
| H6 | BI → STU | 0,245 | <0,001 | Hypotesen bekräftas | Lärares användningsintention påverkar direkt deras benägenhet att tillåta elevernas användning |

Ingen av de modererande variablerna i UTAUT-modellen uppnår statistisk signifikans (se Tabell 6). Kön visar en nästan signifikant modererande effekt på relationen mellan socialt inflytande och beteendeintention (p=0,056), men ingen hypotes om moderatorer kan bekräftas.

Tabell 6. Hypotesprövning av interaktionseffekter

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Interaktionseffekt** | **β** | **p-värde** | **Slutsats** |
| GDR × PE → BI | -0,120 | 0,358 | Hypotesen förkastas |
| AGE × PE → BI | 0,014 | 0,844 | Hypotesen förkastas |
| GDR × EE → BI | 0,025 | 0,821 | Hypotesen förkastas |
| AGE × EE → BI | -0,005 | 0,935 | Hypotesen förkastas |
| EXP × EE → BI | 0,046 | 0,280 | Hypotesen förkastas |
| GDR × SI → BI | 0,153 | 0,054\* | Hypotesen förkastas |
| AGE × SI → BI | 0,029 | 0,489 | Hypotesen förkastas |
| EXP × SI → BI | -0,018 | 0,707 | Hypotesen förkastas |
| AGE × FC → USE | -0,045 | 0,202 | Hypotesen förkastas |
| EXP × FC → USE | 0,005 | 0,895 | Hypotesen förkastas |
| VOL × FC → USE | 0,055 | 0,226 | Hypotesen förkastas |

*Not: \*p = 0,054*

Däremot visade ålder och erfarenhet signifikanta effekter (se Tabell 7). Erfarenhet har en stark positiv påverkan på både intentioner (β=0,192, p<0,001) och särskilt på användning (β=0,439, p<0,001). Ålder visar motstridiga effekter – positivt kopplad till intention (β=0,086, p=0,023) men negativt till faktisk användning (β=-0,072, p=0,043).

Tabell 7. Övrig signifikans

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Relation** | **β (imputering)** | **p-värde (imputering)** | **β (listwise)** | **p (listwise)** |
| **Direkta  effekter** |  |  |  |  |
| AGE → BI | 0,086 | 0,024 | 0,077 | 0,049 |
| AGE → USE | -0,072 | 0,048 | -0,074 | 0,046 |
| EXP → BI | 0,192 | <0,001 | 0,187 | <0,001 |
| EXP → USE | 0,439 | <0,001 | 0,441 | <0,001 |
| **Indirekta effekter** |  |  |  |  |
| AGE → STU | 0,021 | 0,031 | 0,019 | 0,059\* |
| AGE → USE | 0,033 | 0,041 | 0,029 | 0,072\* |
| EXP → STU | 0,047 | <0,001 | 0,045 | <0,001 |
| EXP → USE | 0,073 | 0,001 | 0,070 | 0,002 |
| PE → STU | 0,177 | <0,001 | 0,176 | <0,001 |
| PE → USE | 0,275 | <0,001 | 0,275 | <0,001 |

*Not: \*Ej signifikant vid listwise deletion (n=219)*

Tabell 8 visar betydande förklaringsgrad för både beteendeintention (R²=0,709) och faktisk användning (R²=0,729), medan förklaringsgraden för elevtillåtelse (STU) är lägre (R²=0,256).

Tabell 8. Förklaringsgrader

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Beroende variabel** | **R²-värde** | **Justerat R²-värde** | **Tolkning** |
| BI | 0,709 | 0,689 | Betydande förklaringsgrad |
| USE | 0,729 | 0,718 | Betydande förklaringsgrad |
| STU | 0,256 | 0,252 | Måttlig förklaringsgrad |

# 

# 5 Diskussion

## 5.1 Metoddiskussion och metodkritik

### 5.1.1 Styrkor

Studien implementerade forskningsetiska principer med en kvantitativ enkätundersökning från 223 geografiskt spridda gymnasielärare. Validerade mätinstrument från ursprungliga UTAUT-modellen stärker undersökningens jämförbarhet med tidigare forskning. Studiens objektivitet säkerställdes genom standardiserade analysförfaranden och systematisk dokumentation. Reliabiliteten stärktes genom flerdimensionell reliabilitetsanalys med Cronbachs alfa, sammansatt reliabilitet (ρc) och rho A (ρa). Användningen av bias-corrected and accelerated (BCa) bootstrapping med 4999 samples stärker studiens statistiska validitet genom robust hypotesprövning. Hair m.fl. (2021, s.94) beskriver att antalet bootstrap-samples bör vara högt och minst lika många som antalet observationer i datasetet, medan Hair & Alamer (2022) rekommenderar 5000 iterationer för optimal stabilitet. Det tillämpade antalet (4999) följer dessa riktlinjer och säkerställer tillförlitlig approximation av samplingfördelningen.

### 5.1.1 Begränsningar och kritiska aspekter

### *Urval och generaliserbarhet*

Generaliserbarheten begränsas av bekvämlighetsurval och digital enkätdistribution, vilket kan ha skapat bias mot digitalt kompetenta lärare. Den tvärsnittsbaserade designen begränsar möjligheten att dra kausala slutsatser. Studien genomfördes när språkmodeller fortfarande var relativt nya i utbildningssammanhang, och 20,6 procent av respondenterna uppgav att de saknade erfarenhet av teknologin.

### *Urval och generaliserbarhet*

Språköversättningen och omformuleringen av enkätfrågor, som genomfördes baserat på pilotstudiens feedback, kan ha påverkat den konceptuella kärnan i de ursprungliga konstrukten. Trots bemödanden att bevara den teoretiska essensen kan den språkliga förenklingen ha reducerat begreppsvaliditeten och därmed försvagat konstruktens ursprungliga innebörd.

### *Modellmodifieringar*

Borttagningen av problematiska indikatorer (EE1, FC4, VOL2, BI2) kan kritiseras då det påverkar jämförbarheten med andra UTAUT-studier. Som redovisats i metodavsnittet rättfärdigas dock dessa modifieringar genom otillfredsställande reliabilitetsvärden och kollinearitetsproblem, med stöd från etablerad metodlitteratur (Taber, 2018; Hair m.fl., 2021, s.93). Reliabilitetsproblemen för EE-konstruktet kunde potentiellt ha undvikits genom att behålla den indikator som togs bort efter pilotstudien, då Spearman-Brown-formeln visar att färre indikatorer leder till lägre Cronbachs alfa-koefficienter (Schmitt, 1996). Modifieringarna representerar dock en nödvändig avvägning mellan metodologisk renhet och statistisk tillförlitlighet för att säkerställa modellens validitet i denna specifika kontext.

### *Imputeringsstrategi*

Den begränsade noggrannheten för könsvariabelns imputering (59,1 procent) måste kontextualiseras. Endast en observation (0,45 procent av datamängden) påverkades, och känslighetsanalys visar att huvudresultaten förblir stabila oavsett könskodning för denna respondent. Som Little & Rubin (2020, s.67) framhåller bör imputeringar konceptualiseras som dragningar från en prediktiv fördelning där målet är att bevara maximal information från observerade data. Random Forest-imputeringen möjliggjorde detta samtidigt som alternativa metoder som mean imputation skulle ha genererat identiska resultat för denna binära variabel.

Det tekniska bortfallet för STU-variabeln (1,34 procent) hanterades med högre noggrannhet (75 procent), vilket stärker tillförlitligheten för hypotes H6:s testning. Valet att använda avancerad imputering i stället för listwise deletion bevarar statistisk kraft och undviker systematisk bias.

### *Imputeringsstrategi*

Den probabilistiska naturen hos bootstrapping (4999 samples) innebär att små variationer kan förekomma vid upprepade analyser, vilket bör beaktas vid tolkning av marginellt signifikanta effekter där listwise deletion resulterade i p-värden på 0,059 och 0,072.

## 5.2 Resultatdiskussion

### 5.2.1 UTAUT-modellens förklaringsgrad i gymnasiekontext

UTAUT-modellen uppvisar betydande förklaringsgrad för både beteendeintention (justerat R²-värde=0,689) och faktisk användning (justerat R²-värde=0,718), vilket bekräftar modellens relevans i skolmiljö. Anmärkningsvärt är att förklaringsgraden för beteendeintention (68,9 procent) nästan exakt replikerar Venkatesh m.fl. (2003, s.467) originalvärde på 69 procent, med endast 0,1 procentenhets skillnad. Denna slående överensstämmelse indikerar att språkmodeller, trots sina unika egenskaper, följer nästan identiska acceptansmönster som andra teknologier undersökta i den ursprungliga UTAUT-modellen.

### 5.2.2 Performance expectancy som central drivkraft

Prestationsförväntningar är den överlägset starkaste prediktorn för lärares intention att använda språkmodeller (β=0,721, p<0,001), vilket överensstämmer med tidigare UTAUT-studier inom utbildningskontext. Detta resultat är anmärkningsvärt mot bakgrund av den utilitaristiska spänning som finns i skolan, där teknik värderas instrumentellt för arbetsprestation, potentiellt i konflikt med utbildningens intrinsikala värden enligt Skollagen (SFS 2010:800).

Resultatet bekräftar tidigare forskning (Backfisch m.fl., 2021; Inan & Lowther, 2010) som visat att lärares uppfattningar om teknikens påverkan har avgörande inverkan på graden av teknikintegration. Praktiskt innebär detta att implementeringsstrategier för språkmodeller bör fokusera på att demonstrera teknologins konkreta nytta för lärarens dagliga arbete.  
  
Prestationsförväntningarnas centrala roll förstärks ytterligare av dess starka indirekta effekter. Utöver den direkta påverkan på beteendeintention har prestationsförväntningar signifikanta indirekta effekter på både faktisk användning (β=0,275, p<0,001) och benägenhet att tillåta elevers användning (β=0,177, p<0,001). Dessa effekter förblir robusta vid känslighetsanalys och indikerar att lärares uppfattning om språkmodellernas instrumentella värde inte bara driver egen intention utan också påverkar både faktisk implementation och pedagogiska beslut om elevernas teknikaccess. Detta understryker prestationsförväntningarnas genomgripande betydelse för hela adoptionsprocessen.  
  
Studiens fynd att performance expectancy är den överlägset starkaste prediktorn kontrasterar intressant mot Al-Abdullatif (2024) TAM-studie, där perceived usefulness (TAM:s motsvarighet till PE) inte hade signifikant direkt effekt på acceptans. Denna skillnad kan förklaras av olika utbildningskontexter (gymnasium vs universitet), geografiska, eller teknologiska skillnader (språkmodeller generellt vs generativ AI specifikt), men antyder att acceptansmönster för AI-teknologier kan variera betydligt beroende på implementation och kontext.

### 5.2.3 Icke-signifikanta faktorer

Varken ansträngningsförväntningar eller socialt inflytande visade signifikant påverkan på intentioner att använda språkmodeller, vilket avviker från tidigare UTAUT-studier. Den uteblivna signifikansen för ansträngningsförväntningar kan bero på att moderna språkmodeller designats med användarvänlighet i fokus. Alternativt kan lärares bedömning av teknologins värde övertrumfa bedömningen av dess användarvänlighet.

Socialt inflytandes icke-signifikanta roll kan reflektera den professionella autonomi som kännetecknar läraryrket i Sverige, vilket stöds av att 57 procent av svenska lärare uttrycker oro för att AI-satsningar genomförs utan hänsyn till forskning eller deras professionella bedömning (Sveriges Lärare, 2024).  
  
Intressant nog fann Al-Abdullatif (2024) det motsatta mönstret - perceived ease of use var den starkaste prediktorn (β=0.48) medan perceived usefulness saknade signifikant effekt. Detta antyder att AI-acceptans kan följa olika mönster beroende på teknologi och kontext, vilket ytterligare stödjer behovet av teknologispecifika acceptansmodeller som studiens föreslagna PTAM.

### 5.2.4 Erfarenhetens betydande roll

Ett centralt och teoretiskt betydelsefullt fynd är att erfarenhet fungerar som en stark direkt prediktor snarare än moderatorvariabel, vilket fundamentalt avviker från UTAUT:s ursprungliga konceptualisering (β=0,192 för intention, β=0,439 för användning, båda p<0,001). Detta mönster indikerar att språkmodellers probabilistiska natur (Oxford CTL 2023) kräver omfattande praktisk exponering för att lärare ska utveckla tillförsikt och kompetens.  
  
Till skillnad från traditionell mjukvara där grundläggande funktionalitet kan bedömas genom begränsad exponering, verkar språkmodellers varierande utdata kräva systematisk utforskning över tid. Resultatet stödjer argumentet att djupare förståelse av generativa AI-verktyg förutsätter kontinuerlig användning snarare än sporadisk exponering. För implementeringsstrategier innebär detta att kortvariga utbildningsinsatser sannolikt är otillräckliga – istället krävs långsiktiga möjligheter för pedagoger att experimentera med teknologin i sin dagliga praktik.  
  
Erfarenhetens dominanta roll kan också förklara varför 20,6 procent av respondenterna fortfarande saknade erfarenhet av språkmodeller trots teknologins utbredning. Denna tröskeleffekt tyder på att första intryck och tidiga erfarenheter är kritiska för fortsatt adoption.

### 5.2.5 Ålderns motstridiga effekter

Ålder uppvisar direkta motstridiga effekter som förblir robusta vid känslighetsanalys -- positivt kopplad till beteendeintention (β=0,086, p=0,024) men negativt till faktisk användning (β=-0,072, p=0,048). De indirekta effekterna av ålder på både elevtillåtelse och användning visar sig vara marginellt signifikanta vid listwise deletion (p=0,059 respektive p=0,072), vilket indikerar att dessa effekter bör tolkas med försiktighet. Detta mönster kan förklara varför äldre lärare teoretiskt värdesätter teknologin men möter praktiska implementeringshinder för faktisk integration i sin undervisningspraktik.

### 5.2.6 Relationen mellan lärares och elevers användning

Ålder uppvisar direkta motstridiga effekter som förblir robusta vid känslighetsanalys -- positivt kopplad till beteendeintention men negativt till faktisk användning. De indirekta effekterna av ålder på både elevtillåtelse och användning visar sig vara marginellt signifikanta vid listwise deletion, vilket indikerar att dessa effekter bör tolkas med försiktighet. Detta kan förklara varför äldre lärare teoretiskt värdesätter teknologin men möter praktiska implementeringshinder.

## 5.3 Teoretiska implikationer för UTAUT-modellen

### 5.3.1 UTAUT för probabilistiska teknologier - En nödvändig revidering

Studiens resultat utmanar fundamentala antaganden i UTAUT-modellen och föreslår att probabilistiska teknologier som språkmodeller kräver teoretisk omkonceptualisering. Till skillnad från deterministiska system där användare kan bedöma funktionalitet genom begränsad exponering, kräver språkmodellers varierande output kontinuerlig interaktion för adekvat förståelse.

### *Teoretiskt bidrag 1: Erfarenhet som direkt prediktor*

Studien visar att erfarenhet fungerar som stark direkt prediktor (β=0,439 för användning) snarare än moderatorvariabel, vilket representerar ett paradigmskifte från UTAUT:s ursprungliga konceptualisering. Detta fynd indikerar att för probabilistiska teknologier är erfarenhet inte bara en kontextfaktor utan en grundläggande drivkraft för acceptans.

### *Teoretiskt bidrag 2: Modererande effekters irrelevans*

Den totala frånvaron av signifikanta modererande effekter (samtliga H1-H4 förkastas) föreslår att UTAUT:s demografiska moderatorer har begränsad förklaringskraft för AI-teknologier i professionella sammanhang. Detta ifrågasätter modellens generaliserbarhet till kognitiva teknologier som kräver kontinuerlig lärprocess.

### 5.3.2 Implikationer för teknikacceptansteori

A diagram of a model

AI-generated content may be incorrect.  
Figur 11. PTAM

Studiens resultat utmanar fundamentala antaganden i UTAUT-modellen och föreslår att probabilistiska teknologier som språkmodeller kräver teoretisk omkonceptualisering. Till skillnad från deterministiska system där användare kan bedöma funktionalitet genom begränsad exponering, kräver språkmodellers varierande output kontinuerlig interaktion för adekvat förståelse (Oxford CTL, 2023).  
  
Tre empiriska fynd motiverar teoretisk vidareutveckling: erfarenhet fungerar som stark direkt prediktor (β=0,439) snarare än moderatorvariabel, samtliga demografiska moderatorer saknar signifikanta effekter, och performance expectancy visar överväldigande dominans (β=0,721).  
Resultaten föreslår utveckling av en "Probabilistic Technology Acceptance Model" (PTAM) där:

* Erfarenhet konstituerar en femte huvudfaktor vid sidan om PE, EE, SI, FC
* Demografiska moderatorer ersätts med teknikspecifika faktorer
* Acceptansprocessen konceptualiseras som iterativ snarare än linjär

Detta teoretiska ramverk skulle bättre förklara acceptans av AI, machine learning och andra probabilistiska system där output-variabilitet är en kärnkarakteristik. PTAM presenteras som ett preliminärt förslag som kräver ytterligare validering för att etablera generaliserbarhet bortom denna studies kontext.  
  
PTAM-utvecklingen stöds av Al-Abdullatif (2024) identifiering av perceived trust som central medierande faktor i AI-acceptans. Medan denna studie fokuserar på erfarenhet som fjärde huvudfaktor, visar samtidig forskning att trust kan vara särskilt kritiskt för probabilistiska teknologier där output-variabilitet skapar osäkerhet. En framtida PTAM-modell bör därför överväga både Experience och Trust som komplementära faktorer för AI-acceptans.

# 6 Avslut

## 6.1 Slutsats

Denna studie syftade till att bidra med empiriskt grundad kunskap för att stödja en mer framgångsrik implementering av språkmodeller i utbildningsmiljöer. För att besvara huvudfrågan: “*I vilken utsträckning förklarar UTAUT-modellens faktorer, tillsammans med modererande variabler, variationen i svenska gymnasielärares intention att integrera språkmodeller i sin undervisningspraktik?*” visar resultaten följande:

UTAUT-modellen förklarar en betydande del av variationen i svenska gymnasielärares intention att använda språkmodeller (R²=0,709) och deras faktiska användning (R²=0,729). Av modellens fyra huvudfaktorer har prestationsförväntningar (PE) starkast påverkan på intentionen att använda språkmodeller i sin undervisningspraktik (β=0,721, p<0,001), medan underlättande förhållanden (FC) signifikant påverkar faktisk användning (β=0,168, p=0,001). Ansträngningsförväntningar (EE) och socialt inflytande (SI) visar däremot ingen signifikant påverkan på intentioner att använda språkmodeller, vilket leder till att hypoteserna H2 och H3 förkastas.

Ett centralt fynd är att samtliga modererande effekter i de ursprungliga UTAUT-hypoteserna (H1-H4) förkastas. Varken kön, ålder, erfarenhet eller frivillighet uppvisar de förväntade modererande effekterna i denna kontext. Detta inkluderar:

* Kön och ålder modererar inte relationen mellan prestationsförväntningar och intention (H1 förkastas)
* Kön, ålder och erfarenhet modererar inte relationen mellan ansträngningsförväntningar och intention (H2 förkastas)
* Kön, ålder, frivillighet och erfarenhet modererar inte relationen mellan socialt inflytande och intention (H3 förkastas)
* Ålder och erfarenhet modererar inte relationen mellan underlättande förhållanden och användning (H4 förkastas)

Istället framträder erfarenhet som en direkt påverkansfaktor med stark effekt på både intentioner (β=0,192, p<0,01) och särskilt på faktisk användning (β=0,439, p<0,001). Detta indikerar att modellens konstruktion behöver anpassas för utbildningskontext där erfarenhet inte fungerar som en moderator utan som en direkt prediktor för både intention och användning.

Ålder visar också direkta, men motstridiga effekter som är robusta vid känslighetsanalys -- positivt kopplad till intention (β=0,086, p=0,024) men negativt till faktisk användning (β=-0,072, p=0,047). De indirekta effekterna av ålder kräver dock försiktig tolkning då de blir marginellt signifikanta vid listwise deletion, vilket tyder på att äldre lärare kan vara teoretiskt positiva till teknologin men ändå möta hinder för integreringen i praktiken.  
  
Hypoteserna H5 och H6 bekräftas, då intentioner signifikant påverkar både faktisk användning (β=0,381, p<0,001) och benägenhet att tillåta elevers användning (β=0,245, p<0,001).

För att besvara delfrågan: “*Vilken betydelse har denna beteendeintention för lärares benägenhet att tillåta elever att använda språkmodeller i sitt lärande?*” visar resultaten att lärares intentioner att använda språkmodeller har en signifikant positiv påverkan på deras benägenhet att tillåta elever använda dessa verktyg (β=0,245, p<0,001). Detta bekräftar hypotes H6 och klarlägger den pedagogiska maktrelation som berörs i problemformuleringen. Den relativt låga förklaringsgraden (R²=0,256) indikerar dock att andra faktorer utanför UTAUT-modellen, sannolikt relaterade till etiska överväganden, bedömningspraxis eller pedagogiska filosofier, spelar en betydande roll för dessa beslut.   
  
Ett centralt fynd är prestationsförväntningarnas genomgripande påverkan genom både direkta och indirekta effekter. Utöver den starka direkta effekten på intention (β=0,721, p<0,001) har prestationsförväntningar signifikanta indirekta effekter på faktisk användning (β=0,275, p<0,001) och benägenhet att tillåta elevers användning (β=0,177, p<0,001). Dessa robusta indirekta effekter visar att lärares uppfattning om språkmodellernas instrumentella värde fungerar som en grundläggande drivkraft som påverkar hela adoptionsprocessen - från initial intention till faktisk implementation och pedagogiska beslut om elevernas teknikaccess.

Resultaten är särskilt relevanta mot bakgrund av att 33 procent av unga mellan 12-19 år redan använder AI i skolarbete (Internetstiftelsen, 2024) och att 57 procent av svenska lärare uttrycker oro för att AI-satsningar genomförs utan forskningsgrund (Sveriges Lärare, 2024). Studien ger välbehövlig empirisk kunskap som kan bryta mönstret av misslyckade teknikintegrering i skolan genom att möjliggöra forskningsbaserade strategier som adresserar de faktorer som verkligen påverkar lärares intention och faktiska användning.

## 6.2 Studiens begränsningar

Bekvämlighetsurvalet begränsar resultatens generaliserbarhet. Känslighetsanalys visade att två indirekta effekter av ålder (på elevtillåtelse och användning) blir marginellt signifikanta vid listwise deletion, vilket indikerar att slutsatser om ålderns indirekta påverkan bör dras med försiktighet. Den tvärsnittliga designen ger endast en ögonblicksbild i ett tidigt skede av språkmodellernas integration. Den tvärsnittliga designen ger endast en ögonblicksbild i ett tidigt skede av språkmodellernas integration. Borttagningen av specifika indikatorer och transformering av konstrukt kan påverka jämförbarheten med andra UTAUT-studier. Känslighetsanalys visade att två indirekta effekter av ålder (på elevtillåtelse och användning) blir marginellt signifikanta vid listwise deletion, vilket indikerar att slutsatser om ålderns indirekta påverkan bör dras med försiktighet.   
  
Studien inkluderade inte pedagogiska övertygelser som förklaringsfaktor, vilket Cabero-Almenara et al. (2024) visade kan påverka AI-acceptans. Framtida forskning bör överväga att integrera sådana didaktiska faktorer för en mer fullständig förståelse av lärares acceptansprocesser.

## 6.3 Förslag till framtida forskning

Framtida forskning bör integrera utbildningsspecifika teorier med etablerade acceptansmodeller. Xue m.fl. (2024) identifierar betydande underutnyttjande av TPACK (Technological Pedagogical Content Knowledge) inom teknikacceptansforskning, medan Cabero-Almenara m.fl. (2024) visade att pedagogiska övertygelser fungerar som kritiska moderatorer där konstruktivistiska lärare uppvisade större AI-acceptans än transmissiva. Tallvids (2016) identifiering av svenska lärares kontextuella barriärer - teknisk kompetens, upplevd nytta, material och tidsbrist - indikerar att UTAUT:s generiska faktorer behöver kompletteras med utbildningsspecifika dimensioner.

**Forskningsprioriteringar**: Utveckla UTAUT-TPACK hybridmodeller som integrerar acceptansfaktorer med pedagogisk kompetens; undersöka hur didaktiska filosofier modererar AI-acceptans i svensk skolkontext; genomföra longitudinella studier av TPACK-utvecklingens påverkan på långsiktig teknikintegration. Detta skulle adressera studiens identifierade teoretiska avgränsning gällande UTAUT:s utilitaristiska fokus och generera mer kontextuellt relevanta förklaringsmodeller för språkmodellacceptans i svenska gymnasieskolor.

## 6.4 Praktiska rekommendationer

### 6.4.1 Performance Expectancy-centrerade interventioner

Baserat på PE:s dominanta effekt (β=0,721) bör implementeringsstrategier prioritera konkret demonstration av språkmodellers instrumentella värde:

**Kort-terminsinterventioner (0-3 månader)**:

* Strukturerade workshops fokuserade på specifika läraruppgifter (planering, bedömning, administrativt arbete)
* Peer-to-peer demonstrations där erfarna lärare visar konkreta användningsfall
* Måttfulla pilotprojekt med tydliga effektivitetsmätningar

**Medel-terminsstrategier (3-12 månader)**:

* Systematisk dokumentation av tidsbesparingar och kvalitetsförbättringar
* Etablering av "AI-champions" på varje skola för kontinuerlig stödning
* Integration med befintliga digitala system för att minska teknisk friktion

### Erfarenhetsbaserad kompetensutveckling

Givet erfarenhetens starka direkta effekt (β=0,439) krävs långsiktig strategi för kontinuerlig exponering:  
**Progressiv implementering:**

* Fas 1: 2-4 veckors grundläggande utforskning
* Fas 2: 8-12 veckors strukturerad tillämpning i daglig praktik
* Fas 3: Kollegial kunskapsdelning och vidareutveckling

Detta evidensbaserade tillvägagångssätt säkerställer att lärare utvecklar den djupförståelse som krävs för effektiv AI-integration.

# 7 Källförteckning

https://www.uu.se/student/fakultet/farmaceutiska/puff/guide-till-skriftlig-och-muntlig-kommunikation/uppsatser-och-rapporter/att-referera-till-dina-kallor-i-texten

Al-Abdullatif, A.M. (2024). Modeling Teachers’ Acceptance of Generative Artificial Intelligence Use in Higher Education: The Role of AI Literacy, Intelligent TPACK, and Perceived Trust. *Education Sciences* 14(11): s.1209. doi:https://doi.org/10.3390/educsci14111209.

Ali, I. & Warraich, N.F. (2024). Acceptance and use of artificial intelligence and AI-based applications in education: A meta-analysis and future direction. *Information Development*. doi:<https://doi.org/10.1177/02666669241257206>.

Backfisch, I., Lachner, A., Stürmer, K. & Scheiter, K. (2021). Variability of teachers’ technology integration in the classroom: A matter of utility! *Computers & Education* 166:  s.104159. doi:<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2021.104159>.

Becker, H.J. (2001). How are teachers using computers in instruction? Paper presented at the 2001 Meetings of the *American Educational Research Association*. <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2728495> (hämtad 2025-03-15).

Birch, D & Burnett, B. (2009). Bringing academics on board: Encouraging institution-wide diffusion of e-learning environments. *Australasian Journal of Educational Technology* 25(1). doi:<https://doi.org/10.14742/ajet.1184>.

Bolinder, F., Lindh, J & Saleh, M. (2024). Risker och möjligheter med AI i skolmiljö : Är generativ AI ett hot mot en rättvis gymnasieskola?. *DIVA*. <https://www.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2%3A1881461&dswid=-5327> (hämtad 2025-02-02).

Bryman, A. (2016). *Social Research Methods*. 5. uppl. Oxford: Oxford University Press.

Lim, C.P. & Myint Swe Khine (2006). Managing Teachers’ Barriers to ICT Integration in Singapore schools. J*ournal of Information Technology for Teacher Education* 14(1). <https://www.researchgate.net/publication/49279393_Managing_Teachers'_Barriers_to_ICT_Integration_in_Singapore_schools> (hämtad 2025-03-15).

Lim, W.M., Gunasekara, A., Pallant, J.L., Pallant, J.I. & Pechenkina, E. (2023). Generative AI and the future of education: Ragnarök or reformation? A paradoxical perspective from management educators. *The International Journal of Management Education* 21(2):  s.100790. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijme.2023.100790>.

Cabero-Almenara, J., Palacios-Rodríguez, A., María Isabel Loaiza-Aguirre & Andrade-Abarca, P.S. (2024). The impact of pedagogical beliefs on the adoption of generative AI in higher education: predictive model from UTAUT2. *Frontiers in Artificial Intelligence* 7. doi:https://doi.org/10.3389/frai.2024.1497705.

Chiu, T.K.F. & Chai, C. (2020). Sustainable Curriculum Planning for Artificial Intelligence Education: A Self-Determination Theory Perspective. *Sustainability* 12(14): s.5568—5568. doi:<https://doi.org/10.3390/su12145568>.

Chiu, T.K.F. (2022). School learning support for teacher technology integration from a self-determination theory perspective. *Educational Technology Research and Development* 70(3): s.931—949. doi:<https://doi.org/10.1007/s11423-022-10096-x>.

Davis, F.D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. MIS Quarterly, 13(3), s.319—319. doi:<https://doi.org/10.2307/249008>.‌

Dhar, V. (2024). The Paradigm Shifts in Artificial Intelligence. *Communications of the ACM* 67(11): s.50—59. doi:<https://doi.org/10.1145/3664804>.

Department for Education (2025). *Generative artificial intelligence (AI) in education*.  <https://www.gov.uk/government/publications/generative-artificial-intelligence-in-education/generative-artificial-intelligence-ai-in-education> (hämtad 2025-05-20).

Dwivedi, Y.K., Rana, N.P., Anand Jeyaraj, Clement, M. & Williams, M.D. (2017). Re-examining the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT): Towards a Revised Theoretical Model. *Information Systems Frontiers* 21(3): s.719—734. doi: <https://doi.org/10.1007/s10796-017-9774-y>.

Hair, J. & Alamer, A. (2022). Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) in second language and education research: Guidelines using an applied example. *Research Methods in Applied Linguistics*, 1(3): s.100027. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rmal.2022.100027>.

‌Hair Jr., J.F., Hult, G.T.M., Ringle, C.M., Sarstedt, M., Danks, N.P. & Ray, S. (2021). *Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Using R: A Workbook*. Springer Nature Switzerland AG. doi:<https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7>.

Hrastinski, S. (2020). *”Digitaliseringen måste drivas av lärare”* | KTH. <https://www.kth.se/larande/aktuellt/digitalt-larande/digitaliseringen-maste-drivas-av-larare-1.1017498>. (hämtad 2025-05-20).

Holmes, W. (2023). The unintended consequences of artificial intelligence and education. *Lärarnas yrkesinternational*. <https://www.ei-ie.org/en/item/28115:the-unintended-consequences-of-artificial-intelligence-and-education> (hämtad 2025-03-01).

Hjerm, M., Lindgren, S & Nilsson, M. (2014). *Introduktion till samhällsvetenskaplig analys*. 2. uppl. Gleerups Utbildning AB.

Hu, B., Zhu, J., Pei, Y. & Gu, X. (2025). Exploring the potential of LLM to enhance teaching plans through teaching simulation. *npj Science of Learning* 10(7). doi:<https://doi.org/10.1038/s41539-025-00300-x>

Inan, F.A & Lowther, D.L. (2010). Laptops in the K-12 classrooms: Exploring factors impacting instructional use. C*omputers & Education* 55(3), s.937—944. doi:<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2010.04.004>.

Internetstiftelsen. (2024). *Svenskarna och AI 2024* | Svenskarna och internet. <https://svenskarnaochinternet.se/utvalt/svenskarna-och-ai-2024/> (hämtad 2024-12-28).

Internetstiftelsen (u.å.). Språkmodell | Internetkunskap. <https://internetkunskap.se/artiklar/ordlista/sprakmodell/> (hämtad 2025-04-02).

Jones, A. (2004). *A review of the research literature on barriers to the uptake of ICT by teachers*. Becta. <https://dera.ioe.ac.uk/id/eprint/1603/1/becta_2004_barrierstouptake_litrev.pdf> (hämtad 2025-03-15).

Kong, S.C., Yang, Y. & Hou, C. (2024). Examining teachers’ behavioural intention of using generative artificial intelligence tools for teaching and learning based on the extended technology acceptance model. *Computers and Education: Artificial Intelligence* 7: s.100328. doi:<https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100328>.

Lilja, A. *Förtroendefulla relationer mellan lärare och elev*. (2013). ACTA UNIVERSITATIS GOTHOBURGENSIS <https://gupea.ub.gu.se/bitstream/2077/32806/1/gupea_2077_32806_1.pdf> (hämtad 2025-05-21).

Legris, P., Ingham, J & Collerette, P. (2003). Why do people use information technology? A critical review of the technology acceptance model. *Information & Management* 40(3): s.191—204. doi:<https://doi.org/10.1016/s0378-7206(01)00143-4>.

Little, R.J.A. & Rubin, D.B. (2020). *Statistical Analysis with Missing Data*. 3. uppl. John Wiley & Sons, Inc.

McGehee, N. (2024). *Breaking Barriers: A Meta-Analysis of Educator Acceptance of AI Technology in Education*. Michigan Virtual. <https://michiganvirtual.org/research/publications/breaking-barriers-a-meta-analysis-of-educator-acceptance-of-ai-technology-in-education/>.

Mittal, U., Sai, S., Chamola, V & Devika, S. (2024). A Comprehensive Review on Generative AI for Education. *IEEE Access* 12. doi:<https://doi.org/10.1109/access.2024.3468368>.

Moore, G.C & Benbasat, I. (1991). Development of an Instrument to Measure the Perceptions of Adopting an Information Technology Innovation. *Information Systems Research*  2(3): s.192—222. <https://www.jstor.org/stable/23010883> (hämtad 2025-05-21)

Nationalencyklopedin. (u.å.a.). *instrumentellt värde*. [https://www-ne-se.ezproxy.its.uu.se/uppslagsverk/encyklopedi/lång/instrumentellt-värde](https://www-ne-se.ezproxy.its.uu.se/uppslagsverk/encyklopedi/l%C3%A5ng/instrumentellt-v%C3%A4rde) (hämtad 2025-05-21), NE Nationalencyklopedin AB

Nationalencyklopedin. (u.å.b.). *expertsystem*. NE Nationalencyklopedin AB. [https://www-ne-se.ezproxy.its.uu.se/uppslagsverk/encyklopedi/lång/expertsystem](https://www-ne-se.ezproxy.its.uu.se/uppslagsverk/encyklopedi/l%C3%A5ng/expertsystem) (hämtad 2025-05-20).

Oates, B.J., Griffiths, M. & McLean, R. (2022). *Researching Information Systems and Computing*. London: SAGE Publications Ltd.

Pettersson, J., Hult, E., Eriksson, T. & Adewumi, T. (2024). *Generative AI and Teachers -- For Us or Against Us? A Case Study*. Machine Learning Group, EISLAB, Luleå University of Technology, Sweden. <https://arxiv.org/abs/2404.03486> (hämtad 2025-04-02).

Schmitt, N. (1996). Uses and abuses of coefficient alpha. *Psychological Assessment* 8(4): s. 350—353. https://dosen.perbanas.id/wp-content/uploads/2017/05/Schmitt-1996-Uses-and-abuses-of-coefficient-alpha.pdf (hämtad 2025-04-26).

Skollag 2010:800. Stockholm: Utbildningsdepartementet.

Skolverket. (2025). *Råd om AI, Chattbottar och liknande verktyg*. https://www.skolverket.se/sok-publikationer/publikationsserier/ovrigt-material/2024/artificiell-intelligens-i-undervisningen---grundskolan-forskoleklass-och-fritidshem (hämtad 2025-05-21)

Skolverket. (2024a). *Artificiell intelligens i undervisningen – grundskolan, förskoleklass och fritidshem*. https://www.skolverket.se/sok-publikationer/publikationsserier/ovrigt-material/2024/artificiell-intelligens-i-undervisningen---grundskolan-forskoleklass-och-fritidshem (hämtad 2025-01-12).

Skolverket. (2024b). *Artificiell intelligens i undervisningen – gymnasieskolan*. <https://www.skolverket.se/publikationsserier/ovrigt-material/2024/artificiell-intelligens-i-undervisningen---gymnasieskolan> (hämtad 2025-01-12).

Skolverket. (2024c). *Oro för att AI lockar till genvägar istället för lärande*. <https://www.skolverket.se/om-oss/aktuellt/nyheter/nyheter/2024-08-21-oro-for-att-ai-lockar-till-genvagar-istallet-for-larande>  (hämtad 2025-04-14).

Skolverket. (2024d). *Råd om AI, Chattbottar och liknande verktyg*. <https://www.skolverket.se/skolutveckling/inspiration-och-stod-i-arbetet/stod-i-arbetet/rad-om-ai-chattbottar-och-liknande-verktyg> (hämtad 2025-05-20).

Skolverket. (2022). AI inom bedömning väcker förhoppningar och farhågor. Hämtat maj 15 2025 från <https://www.skolverket.se/skolutveckling/forskning-och-utvarderingar/artiklar-om-forskning/ai-inom-bedomning-vacker-forhoppningar-och-farhagor>.

Skolverket. (2019). *Digital kompetens i förskola, skola och vuxenutbildning*.  <https://www.skolverket.se/publikationsserier/rapporter/2019/digital-kompetens-i-forskola-skola-och-vuxenutbildning> (hämtad 2025-01-18).

Skolverket. (2018). *Digitaliseringen i skolan - möjligheter och utmaningar*. <https://www.skolverket.se/publikationsserier/forskning-for-skolan/2018/digitaliseringen-i-skolan---mojligheter-och-utmaningar> (hämtad 2025-03-29)

Statistiska centralbyrån. (2024). *Använt generativa AI-verktyg efter användning av internet, kön, redovisningsgrupp och år*. <https://www.statistikdatabasen.scb.se/> (hämtad 2025-06-03).

Statistiska centralbyrån. (2021). *Artificiell intelligens*. <https://www.scb.se/hitta-statistik/statistik-efter-amne/forskning-och-det-digitala-samhallet/det-digitala-samhallet/it-anvandning-i-foretag/produktrelaterat/Fordjupad-information/artificiell-intelligens/> (hämtad 2025-05-20).

Statistiska centralbyrån. (2019). *Användning av AI – vanligare inom offentlig sektor.* <https://www.scb.se/hitta-statistik/statistik-efter-amne/forskning-och-det-digitala-samhallet/forskning-och-utveckling/forskning-och-utveckling-i-sverige/pong/statistiknyhet/artificiell-intelligens-ai-i-sverige-2019/> (hämtad 2025-05-20).

Sveriges Lärare. (2024). *Lärarledd digitalisering*. <https://lararpdf.tmkontor.se/sv/sveriges-larare/trycksaker/sveriges-larare/undersokningar/lararledd-digitalisering-pdf.html> (hämtad 2025-03-01).

SVT. (2025). *Nvidias vd till Sverige: ”Ta kontrollen över er intelligens – bygg egen AI”*. SVT Nyheter. <https://www.svt.se/nyheter/inrikes/nvidias-vd-till-sverige-ta-kontrollen-over-er-intelligens-bygg-egen-ai> (hämtad 2025-06-01).

Taber, K.S. (2018). The Use of Cronbach’s Alpha When Developing and Reporting Research Instruments in Science Education. *Research in Science Education* 48(6): s.1273–1296. doi:https://doi.org/10.1007/s11165-016-9602-2.

Tallvid, M. 2016. *Skolan i ett digitaliserat samhälle. Digitalisering – grundskola, gymnasieskola. Modul: Leda och lära i tekniktäta klassrum, Del 1*. <https://larportalen.skolverket.se/api/resource/P03WCPLAR164977> (hämtad 2025-05-15).

Teo, T. (2011). Factors influencing teachers’ intention to use technology: Model development and test. *Computers & Education* 57(4): s.2432—2440. doi:<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2011.06.008>.

OpenAI. (2025). *ChatGPT*. <https://openai.com/chatgpt/overview/> (hämtad 2025-05-15).

Oxford University, Centre for Teaching and Learning. (2023). *Beyond ChatGPT: The state of generative AI in academic practice for autumn 2023*. <https://ctl.ox.ac.uk/beyond-chatgpt> (hämtad 2025-01-18).

Regeringskansliet. (2024). *AI-kommissionens Färdplan för Sverige*. <https://regeringen.se/rapporter/2024/11/ai-kommissionens-fardplan-for-sverige/> (hämtad 2025-03-21).

Regeringskansliet. (2018). *Nationell inriktning för artificiell intelligens*. <https://www.regeringen.se/informationsmaterial/2018/05/nationell-inriktning-for-artificiell-intelligens/> (hämtad 2025-03-21).

Vetenskapsrådet. (2024). *God forskningssed – ny utgåva*. <https://www.vr.se/uppdrag/etik/god-forskningssed---ny-utgava.html>. (hämtad 2025-04-02)

Venkatesh, V. & Bala, H. (2008). Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions. Decision Sciences, 39(2), s.273—315. <https://www.researchgate.net/publication/247644487_Technology_Acceptance_Model_3_and_a_Research_Agenda_on_Interventions> (hämtad 2025-05-21).

Venkatesh, V., Morris, M.G., Davis, G.B. & Davis, F.D. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly* 27(3): s.425-478. <https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3375136> (hämtad 2025-05-20)‌

Wang, S., Wang, F., Zhu, Z., Wang, J., Tran, T & Du, Z. (2024). Artificial intelligence in education: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications* 252 Del A:  s.124167—124167. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124167>.

Warshaw, P.R. & Davis, F.D. (1985). Disentangling behavioral intention and behavioral expectation. *Journal of Experimental Social Psychology* 21(3), s.213—228. doi:<https://doi.org/10.1016/0022-1031(85)90017-4>.

Williams, M.D., Rana, N.P. & Dwivedi, Y.K.. (2015). The unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT): A literature review. *Journal of Enterprise Information Management* 28(3): s.443-488. <https://www.researchgate.net/publication/276929757_The_unified_theory_of_acceptance_and_use_of_technology_UTAUT_A_literature_review> (hämtad 2025-05-21).

Xue, L., Rashid, A.M. & Ouyang, S. (2024). The Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) in Higher Education: A Systematic Review. *Sage Open* 14(1). doi:<https://doi.org/10.1177/21582440241229570>.

# 8 Bilagor

## Bilaga 1 - Enkätformulär

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Konstrukt** | **Kod** | **Påstående/Fråga** | **Skala** |
| **Demografiska variabler** |  |  |  |
|  | GDR | Kön | [Kvinna/Man/Annat] |
|  | AGE | Åldersgrupp | [25-29 år, 30-34 år, 35-39 år, 40-44 år, 45-49 år, 50-54 år, 55-59 år, 60-64 år, 65+ år] |
|  | COUNTY | Län | [Lista med Sveriges län] |
| **Erfarenhet** | EXP | När var första gången du använde en språkmodell i ditt arbete? | [Jag har aldrig använt en språkmodell, För mindre än 3 månader sedan, För 3-6 månader sedan, För 6-12 månader sedan, För 1-2 år sedan, För mer än 2 år sedan] |
| **Performance Expectancy** |  |  |  |
|  | PE1 | Jag upplever att språkmodeller är i allmänhet användbara i mitt arbete som lärare. | Likertskala 1-7\* |
|  | PE2 | Språkmodeller hjälper mig att planera och förbereda min undervisning snabbare än traditionella metoder. | Likertskala 1-7\* |
|  | PE3 | Genom att använda språkmodeller kan jag öka antalet eller variationen av undervisningsmaterial jag producerar. | Likertskala 1-7\* |
|  | PE4 | Språkmodeller förbättrar kvaliteten på mitt arbete genom att hjälpa mig med administrativa och rutinmässiga arbetsuppgifter. | Likertskala 1-7\* |
| **Effort Expectancy** | EE1 | Det krävs lite ansträngning för mig att bli kompetent i att använda språkmodeller för läraruppgifter. | Likertskala 1-7\* |
|  | EE2 | Språkmodeller är/skulle vara intuitiva och okomplicerade att använda i mitt dagliga arbete som lärare. | ​​Likertskala 1-7\* |
|  | EE3 | Inlärningsprocessen för att komma igång med språkmodeller kräver/skulle kräva minimal ansträngning från min sida. | Likertskala 1-7\* |
| **Social Influence** |  |  |  |
|  | SI1 | Personer i mitt privatliv (familj och vänner) anser att jag bör använda stora språkmodeller i mitt arbete som lärare. | Likertskala 1-7\* |
|  | SI2 | Mina ämneskollegor och andra lärare på skolan stödjer/uppmuntrar till att använda språkmodeller i undervisningen. | Likertskala 1-7\* |
|  | SI3 | Skolledningen (rektor och ledningsgrupp) stödjer/uppmuntrar aktivt användningen av språkmodeller i undervisningen. | Likertskala 1-7\* |
| **Facilitating Conditions** | FC1 | Jag har tillgång till nödvändig teknisk utrustning (dator, internetuppkoppling, etc.) för att effektivt använda stora språkmodeller i min undervisning. | Likertskala 1-7\* |
|  | FC2 | Jag har tillräcklig kunskap om språkmodeller för att kunna använda de på ett effektivt sätt. | Likertskala 1-7\* |
|  | FC3 | Språkmodeller fungerar väl tillsammans med de digitala lärplattformar och andra verktyg jag redan använder. | Likertskala 1-7\* |
|  | FC4 | Det finns tillgång till specialiserad IT-support eller kollegor med expertkunskap som kan hjälpa mig när jag stöter på problem med språkmodeller. | Likertskala 1-7\* |
| **Frivillighet** |  |  |  |
|  | VOL1 | Skolledningen har uttryckligen förmedlat en förväntan om att jag ska integrera språkmodeller i min undervisningspraktik. | Likertskala 1-7\* |
|  | VOL2 | Jag har frihet att själv bestämma i vilken utsträckning och för vilka syften jag använder språkmodeller. | Likertskala 1-7\* |
|  | VOL3 | Användning av språkmodeller är ett formellt krav i min tjänst och ingår i skolans officiella riktlinjer för digitala verktyg. | Likertskala 1-7\* |
| **Behavioral Intention** | BI1 | Inom vilken tidsram förväntar du dig att börja använda/öka din användning av språkmodeller i ditt arbete? | [Aldrig, Mer än 12 månader, Inom 6-12 månader, Inom 3-6 månader, Inom 3 månader, Jag använder redan språkmodeller] |
|  | BI2 | Baserat på mina erfarenheter hittills, räknar jag med att språkmodeller kommer bli ett regelbundet verktyg i min undervisning framöver. | Likertskala 1-7\* |
|  | BI3 | Jag ser långsiktiga möjligheter att integrera språkmodeller i min professionella utveckling som lärare och i utformningen av mina kurser. | Likertskala 1-7\* |
| **Use Behavior** |  |  |  |
|  | UB1 | Vilken/vilka språkmodell(er) använder du idag i ditt arbete? | [Flervalsalternativ: ChatGPT, Claude, Gemini, Copilot, Bard, Perplexity, Annat (specificera), Använder ej] |
|  | UB2 | Hur ofta har du använt språkmodeller i ditt arbete under det senaste året? | [Aldrig, Sällan (1-2 gånger), Ibland (månatligen), Regelbundet (veckovis), Ofta (flera gånger i veckan), Dagligen] |
| **Student Technology Use** |  |  |  |
|  | STU | Tillåter du att dina elever använder språkmodeller (som ChatGPT) i sitt skolarbete? | [Nej, aldrig, Ja, men med strikta begränsningar, Ja, för vissa typer av uppgifter, Ja, för de flesta uppgifter, Ja, utan begränsningar] |