



EKONOMI-
HÖGSKOLAN

Företagsekonomiska institutionen

FEKH89

Examensarbete i finansiering på kandidatnivå, 15 HP

VT 2025

Vilka är våghalsarna?

En kvantitativ studie om könsskillnader i risktolerans hos
aktieanalytiker

Författare

Melker Ekholm

Theodor Gerholm

Mikael Trulsson

Handledare

Anamaria Cociorva

Sammanfattning

Examensarbetets titel: Vilka är våghalsarna? En kvantitativ studie om könsskillnader i risktolerans hos aktieanalytiker

Seminariedatum: 2025-06-03

Ämne/Kurs: FEKH89, Examensarbete på kandidatnivå, 15 poäng

Författare: Melker Ekholm, Mikael Trulsson, Theodor Gerholm

Handledare: Anamaria Cociorva

Fem nyckelord: Aktierekommendationer, aktieanalytiker, riskaversion, kön, investeringar

Syfte: Studien syftar till att undersöka i vilken utsträckning risktoleransen i positiva aktierekommendationer skiljer sig åt mellan manliga och kvinnliga aktieanalytiker.

Metod: Studien har en deduktiv ansats, där den ur tidigare forskning grundade hypotesen testat kvantitativt genom en multipel regressionsanalys.

Teoretiska perspektiv: Uppsatsen baseras på tidigare forskning som belyser könsskillnader i riskbeteende i privata såväl som professionella investeringssammanhang.

Empiri: Uppsatsen baseras på ett urval om 60 aktieanalytiker som tillsammans utfärdat 1166 rekommendationer över 408 unika bolag, med tillhörande finansiell information.

Resultat: Resultatet uppvisar ingen statistiskt signifikant skillnad i risktolerans mellan manliga och kvinnliga aktieanalytiker när hänsyn tagits för relevanta kontrollvariabler.

Abstract

Title: Vilka är våghalsarna? - En kvantitativ studie om könsskillnader i risktolerans hos aktieanalytiker.

Seminar date: 2025-06-03

Course: FEKH89

Authors: Melker Ekholm, Mikael Trulsson, Theodor Gerholm

Advisor: Anamaria Cociorva

Key words: Stock recommendations, equity analysts, risk aversion, gender, investments

Purpose: The study aims to examine to what extent risk tolerance in positive stock recommendations differs between male and female equity analysts.

Methodology: The study follows a deductive approach, in which hypotheses grounded in previous research are quantitatively tested through multiple regression analysis.

Theoretical perspectives: The thesis is based on previous research addressing gender differences in risk behaviour in both private and professional investment contexts.

Empirical foundation: The thesis is based on a sample of 60 equity analysts who collectively issued 1,116 recommendations for 408 unique companies, accompanied by relevant financial information.

Conclusion: The results show no statistically significant difference in risk tolerance between male and female equity analysts when controlling for relevant variables.

Förord

Vi vill rikta ett stort och varmt tack till vår hjälpsamma handledare, Anamaria Cociorva, för ett mycket uppskattat stöd och en bra vägledning genom uppsatsarbetet.

Melker Ekholm

Mikael Trulsson

Theo Gerholm

1. Inledning.....	6
1.1 Bakgrund.....	6
1.2 Problemdiskussion.....	7
1.3 Syfte och frågeställning.....	7
2. Teoretisk referensram och tidigare forskning.....	8
2.1 Klassificering av risk.....	8
2.2 Tidigare forskning.....	11
3. Metod.....	15
3.1 Vetenskaplig ansats.....	15
3.2 Urval.....	15
3.3 Klassificering av riskfylld aktie.....	18
3.4 Riskmåttens beräkning.....	19
3.5 Beräkning förklarande variabler.....	21
3.6 Multipel regression.....	22
3.7 Reliabilitet, validitet och replikerbarhet.....	25
3.8 Hantering av Artificiell Intelligens och GDPR.....	27
4. Resultat.....	28
4.1 Deskriptiv statistik.....	28
4.2 Testresultat för antaganden om multipla regressioner.....	31
4.3 Regressioner.....	32
5. Analys.....	34
5.1 Köns påverkan på riskaptit.....	34
5.2 Kontrollvariablernas effekt på riskaptiten.....	35
6. Diskussion.....	36
6.1 Felkällor.....	36
6.2 Uteslutna variabler.....	37
7. Studiens slutsatser.....	39
7.1 Förslag till framtida forskning.....	39
Källförteckning.....	40
Bilagor.....	46
Bilaga 1 - Capital IQ Excel-plugin.....	46
Bilaga 2 - Transkript från Capital IQ:s kundservice 2025-05-05.....	47
Bilaga 3 - Residualplott för samtliga regressioner.....	48
Bilaga 4 - Multipla regressioner.....	49
Bilaga 5 - Histogram över residualer.....	51
Bilaga 6 - Korrelationsmatris.....	52
Bilaga 7 - Ramsey reset.....	53

1. Inledning

1.1 Bakgrund

Aktiemarknaden nyttjas av en majoritet av den svenska befolkningen, exempelvis via pensionssystemet och av privata fond- och aktieinvestorer (Svensk Värdepappersmarknad, 2025). Med digitaliseringens framfart har tillgången till aktiemarknaden förenklats, och möjligheten att påverka sin ekonomi har ökat för såväl småspararen som för aktieentusiasten. I detta landskap framträder aktierekommendationer som ett viktigt verktyg. För de som inte har nödvändig expertis för att analysera marknaden på egen hand, eller tid att investera i ämnet, fungerar rekommendationer från professionella analytiker som en vägledning vid köp- och säljbeslut (Finansinspektionen, 2005).

Utöver aktierekommendationer visar tidigare forskning (Finansinspektionen, 2023) att individers beteende på börsen även påverkas av personliga egenskaper, däribland riskpreferenser. Finansinspektionen (2023) betonar att sådana preferenser spelar en betydande roll för hur investeringsbeslut fattas och skiljer sig mellan grupper, inte minst mellan kvinnor och män. Vidare visar deras studie att detta yttrar sig bland annat genom att kvinnor visar en större benägenhet att välja säkerhetsorienterade sparformer och en försiktigare strategi vid hanteringen av sina portföljer. Detta stöds av Dawson (2023) som menar att könsskillnaderna kan tillskrivas en kombination av sociala normer, självkänsla och tidigare erfarenhet.

Riskpreferenser är alltså inte bara ett individuellt drag, utan något som samspelar med kön och påverkar hur olika grupper agerar på marknaden. I och med att risk är ett centralt begrepp inom investeringsbeslut (Finansinspektionen, 2023), och därmed även för aktieanalytikens rekommendationer, blir förståelsen av hur kön relaterar till risk av intresse. Trots detta fokuserar tidigare forskning huvudsakligen på privata investerare, där det finns påtagliga skillnader i kunskap och tillgång till information hos investerarna (Dwyer, 2002). Det är möjligt att den professionella miljön som analytiker verkar inom, med sannolikt mer likartad utbildningsnivå och tillgång till information, bidrar till att dämpa eller helt eliminera de könsskillnader som observeras hos privata investerare.

1.2 Problemdiskussion

Tidigare forskning om könsskillnader i risktagande har till stor del fokuserat på privata investerare, där kvinnor generellt uppvisar lägre riskaptit än män (Dwyer et al., 2002; Dawson, 2023). Denna skillnad har kopplats till en rad personliga faktorer, inklusive finansiell självsäkerhet, sociala normer och kunskapsnivå (Pienkowska-Kamieniecka och Walczak, 2018; Suprina et al., 2023). Vidare har även flera tidigare studier undersökt kön i relation till professionella analytikers prestation, rykte och rekommendationsstyrka (Niessen och Ruenzi, 2007; De Goeij och Smedts, 2008; Green et al., 2018). Det finns dock begränsat med forskning som systematiskt analyserar könets betydelse för själva risktagandet, det vill säga vilka typer av aktier som analytiker väljer att stödja genom sina rekommendationer.

I denna kontext är det relevant att beakta begreppet *coverage choice*, det vill säga vilka bolag som analytiker bevakar. Detta speglar delvis underliggande riskpreferenser (Cleary et al., 2020), även om analytiker inte alltid fritt väljer vilka aktier de analyserar utan ofta styrs av mäklarhusets interna prioriteringar (Roger, 2018). Därför blir det särskilt intressant att studera vilka av de täckta aktierna som ges en positiv rekommendation (*stark köp*, *köp* eller *behåll*), eftersom detta moment i regel ligger i analytikernas egna händer och därmed utgör ett mer direkt uttryck för individuell riskaptit.

1.3 Syfte och frågeställning

Studien syftar till att undersöka i vilken utsträckning risktoleransen i positiva aktierekommendationer skiljer sig åt mellan manliga och kvinnliga aktieanalytiker. För att uppfylla syftet isoleras könets effekt på riskaptit genom att kontrollera för individrelaterade faktorer, såsom ålder och erfarenhet. Studien ämnar därmed besvara följande frågeställning:

Skiljer sig risktoleransen åt mellan manliga och kvinnliga aktieanalytiker?

2. Teoretisk referensram och tidigare forskning

Detta avsnitt inleds med en genomgång av hur risk kan klassificeras, och hur denna studie tillämpar dessa klassificeringar. Därefter följer en beskrivning av de använda riskmått, deras tillämpning samt kritik som riktas mot dem. Avslutningsvis presenteras tidigare forskning om könsskillnader i riskaptit och inom aktieanalytikeryrket för att utröna vilka variabler som är av intresse för att besvara frågeställningen.

2.1 Klassificering av risk

Risk avser i bred bemärkelse osäkerheten kring framtida utfall. Inom aktieanalys används olika kvantitativa mått för att bedöma hur riskfyllt ett företag är, exempelvis baserat på dess känslighet för marknadsrörelser, volatilitet i avkastning eller finansiella stabilitet (Berk och DeMarzo, 2024). Att klassificera företag som mer eller mindre riskfyllda innebär att placera dem längs en riskdimension utifrån observerbara indikatorer, där vissa företag bedöms ha en högre sannolikhet att uppvisa negativa eller svårförutsägbara resultat (Altman, 2018).

I kontexten av aktierekommendationer får denna klassificering en särskild betydelse, eftersom analytikers val av vilka bolag de bevakar kan tolkas som ett uttryck för deras riskpreferenser (Cleary et al., 2020). En rekommendation på ett bolag med hög finansiell risk kan signalera en högre riskaptit, medan rekommendationer på lågvolatila bolag kan tyda på ett mer försiktigt förhållningssätt. Studien av Cleary et al. (2020) visar även att det, genom att relatera varje rekommendation till det underliggande företags riskprofil, blir möjligt att kvantifiera analytikers benägenhet att exponera sig mot risk.

Klassificeringen av företag utgör därmed ett nödvändigt första steg för att möjliggöra en systematisk analys av hur dessa rekommendationsmönster varierar mellan olika grupper av analytiker. För att genomföra klassificeringen används fyra etablerade finansiella riskmått, två aktiespecifika (standardavvikelse och beta) och två kreditrelaterade (Altman's *Z*'-score och *Standard and Poor's* kreditbetyg). Nedan presenteras dessa mått mer djupgående.

2.1.1 Aktiespecifika riskmått

Vid bedömningen av en akties riskprofil förekommer standardavvikelse och beta bland de mest etablerade riskmått.

Standardavvikelse

Standardavvikelse är ett vedertaget mått på risk och används i flera studier (Niessen & Ruenzi, 2007; Finansinspektionen 2023). Måttet mäter den totala risknivån som en tillgång utsätts för genom att beräkna hur mycket tillgångens historiska avkastning sprider sig runt medelvärde (Berk och DeMarzo, 2024). Standardavvikelse kan beräknas över olika tidsintervall och med olika frekvens mellan mätpunkterna (exempelvis dagligen/veckovis). Det kan leda till att standardavvikelsen för samma tillgång skiljer sig åt beroende på vilken metod som används. En hög standardavvikelse indikerar att avkastningen varierar mycket, vilket medför en högre osäkerhet avseende tillgångens förväntade framtida avkastning. Motsatsvis indikerar en låg standardavvikelse att avkastningen är mer förutsägbar och stabil. Standardavvikelse består av två typer av risk som utgörs av idiosynkratisk risk (tillgångsspecifik) och marknadsrisk (Berk & DeMarzo, 2024). Idiosynkratisk risk kan därmed diversifieras bort i en portfölj genom exempelvis ägande av flera olika tillgångar som korrelerar på olika sätt med varandra.

Beta

Beta är ett vanligt förekommande riskmått i finansiella sammanhang och används exempelvis i Finansinspektionens studie (2023) för att jämföra riskaptit mellan manliga och kvinnliga privatsparare. Berk och DeMarzo (2024) förklarar att måttet används för att mäta hur mycket marknadsrisk en aktie är utsatt för genom att all idiosynkratisk risk diversifieras bort. Beta kan mätas på olika tidshorisonter. Längre tidsperioder ger fler datapunkter och därmed större träffsäkerhet medan kortare perioder ger mer aktuell data, men kan tillföra kortsiktigt brus. Beta kan även mätas med olika frekvenser mellan mätpunkter där institut antingen mäter veckovis eller månatligen (Berk & DeMarzo, 2024).

Kritik

Kritik mot de två måtten kan framföras då de bygger på historiska data, vilket innebär att de inte nödvändigtvis speglar den framtida risk som analytikern beaktar vid tidpunkten för sin rekommendation. Detta är särskilt relevant i en studie som jämför faktisk, mätbar risk mot ofta subjektiva riskbedömningar. Skillnader i beräkningsmetod mellan studien och de verktyg analytiker själva använder, till exempel skillnader i val av mätperiod, frekvens eller referensindex, kan också skapa viss diskrepans mellan uppmätt och upplevd risk.

Trots att standardavvikelse och beta baseras på historisk data och därmed inte speglar analytikerns exakta framtidsbedömning, möjliggör de en enhetlig och jämförbar riskklassificering av aktier. Genom att kombinera total volatilitet och marknadsexponering ger måtten ett robust ramverk för att undersöka skillnader i analytikerns exponeringsmönster, även om subjektiva uppfattningar kan skilja sig något från de mätbara värdena.

2.1.2 Kreditrelaterade riskmått

Vid sidan av de aktiespecifika måtten beaktas även den underliggande finansiella stabiliteten hos de företag som rekommenderas. Sådana mått behandlar bolagens kreditrisk, det vill säga risken att företaget i fråga inte kan uppfylla sina finansiella åtaganden. Tidigare studier (Jeppson et al., 2018) visar att kreditbetyg inte enbart påverkar investerares beslut, utan även analytikerns prognosförmåga. Jeppson et al. (2018) finner bland annat att analytiker som följer företag med högre kreditbetyg tenderar att leverera mer precisa prognoser, medan bevakning av företag med lägre kreditvärdighet är förknippad med större osäkerhet.

Altman's Z"-score

Z-score är ett sammansatt finansiellt mått som syftar till att uppskatta risken för att ett företag ska hamna i finansiella svårigheter, i synnerhet konkurs (Altman, 2018). Måttet utvecklades 1968 av Edward Altman och bygger på en multivariat modell som kombinerar fem finansiella nyckeltal relaterade till lönsamhet, likviditet, skuldsättning och effektivitet. Genom att vikta dessa komponenter i en formel erhålls ett sammanvägt värde, ett *Z-score*, som sedan jämförs med ett fördefinierat tröskelvärde för att klassificera företag efter deras finansiella hälsa (Altman, 2018). Detta *Z-score* har kommit att användas brett av både akademiker och professionella aktörer. Modellen har reviderats flera gånger genom åren för att inkludera företag från fler branscher och länder än i det ursprungliga stickprovet som bestod av amerikanska tillverkande företag. För denna studie används 1995 års reviderade *Z"-score*.

Standard and Poor's kreditbetyg

Standard & Poor's (S&P) kreditbetyg är ett etablerat riskmått som används i bedömningen av hur väl ett företag eller land kan möta sina finansiella åtaganden. Betygen delas upp i två kategorier: *Investment Grade* (AAA, AA, A, BBB) och *Speculative Grade* (BB, B, CCC, CC, C och D), där "D" innebär att låntagaren har gått i konkurs (S&P Global, u.å.). Betyget har

också utjämnande plus- och minussteg mellan nivåerna för att skapa en mer detaljerad betygsskala.

S&P:s kreditbetyg har använts i ett flertal vetenskapliga studier, både som referens (Altman, 2018) och som förklarande variabel (Jeppson et al., 2018). Det används i denna studie som ett komplement till Altman's kvantitativa modell eftersom det kombinerar finansiell data med kvalitativa bedömningar från kreditvärderingsinstitut. Kreditbetyget medför således ytterligare en dimension i förståelsen av hur analytiker förhåller sig till ett företags finansiella stabilitet, vilket i sin tur ger insikt i deras potentiella risktolerans.

Kritik

Altman's *Z''-score* kan kritiseras eftersom det baseras på redovisningsdata och därmed kan likvärdiga bolag få olika *Z''-scores* beroende på om de använder exempelvis GAAP- eller IFRS-redovisningsregler vilket minskar dess jämförbarhet internationellt och mellan olika branscher.

Partnoy (2009) kritiserade kreditbetyg som indikator på risk där han exemplifierar S&P och Moody's. En punkt han kritiserade var att kreditbetygen baserades på gammal information och inte uppdaterades med relevant publik information. När de gamla betygen sedan granskades så degraderades de substantiellt. Han kritiserar även den grundläggande affärsmodellen som kreditvärderingsinstituten bygger på som är *issuer-pays*-modellen. Detta medför en intressekonflikt då kreditbetyget, som objektivt ska mäta kreditvärdighet, medför finansiella incitament att dela ut höga betyg godtyckligt som ett sätt att behålla kunder.

2.2 Tidigare forskning

Kön

Forskningen kring könsskillnader i finansiellt risktagande är omfattande och det råder bred vetenskaplig konsensus om att kvinnor tenderar att vara mer riskaverta än män (Dwyer et al., 2002; Dawson, 2023). Det kan förklaras genom kombinerade biologiska, psykologiska och sociala faktorer (Dawson, 2023). I detta sammanhang lyfter Suprina et al. (2023) att kvinnors generellt lägre självförtroende och optimism kring investeringar bidrar till att förstärka den observerade skillnaden. På samma spår visar Dwyer et al. (2002) att kvinnor oftare väljer en mer försiktig strategi och därför föredrar säkrare investeringsalternativ.

En sida av detta är könens benägenhet att söka professionell rådgivning inför finansiella beslut. Marinelli et al. (2017) fann att kvinnor använder sig av rådgivare, medan män tenderar att vara mer autonoma i sina investeringsbeslut. När hänsyn togs till socioekonomiska faktorer minskade dessa könsskillnader, men kunde fortfarande observeras. Dessa resultat bidrar till uppfattningen att kvinnor är mer försiktiga i sitt finansiella beslutsfattande.

Hos aktiemarknadens privatinvestorare blir könsskillnaderna särskilt tydliga. En rapport från Finansinspektionen (2023) drar slutsatsen att män generellt har en större andel aktier i sitt sparande, vilket exponerar dem för mer marknadsrisk. Män tenderar också att ombalansera sina portföljer oftare medan kvinnor istället föredrar fonder och mer långsiktiga strategier, vilket även Barber och Odean (2001) observerar i sin studie.

Avseende könsskillnader hos professionella analytiker är forskningen mer begränsad. De Goeij och Smedts (2007) undersökte könsskillnader i aktierekommendationsstyrka inom olika branscher. Green et al. (2018) undersökte skillnader i prestation mellan kvinnliga och manliga aktieanalytiker med avseende på yrkeserfarenhet, rykte och träffsäkerhet i prognoser. Dessa artiklar undersöker olika yrkesmässiga skillnader mellan könen men belyser inte direkt frågan om könsskillnader i riskaptit. I amerikansk fondförvaltardata fann Niessen och Ruenzi (2007) att kvinnliga fondförvaltare var mer riskaverta än sina manliga motsvarigheter. Dock nyanseras bilden av att manliga fondförvaltare föredrog mer idiosynkratisk risk i sina portföljer, men det bidrog inte till att risken skilde sig överlag mellan könen.

Tidigare forskning pekar mycket riktigt på könsskillnad i riskaptit, men det finns också studier som nyanserar bilden. Schubert et al. (1999) utförde ett experiment i en kontrollerad miljö där pengar stod på spel. De kvinnliga och manliga deltagarna fick tillgång till samma information och skillnaderna i riskaptit gick då inte att finna. Dwyer et al. (2002) och Pienkowska-Kamieniecka och Walczak (2018) för liknande resonemang - att könsskillnader i finansiell riskaptit i större utsträckning kan förklaras av skillnader i finansiell kunskap än av kön i sig.

Ålder, erfarenhet och rankning

Andra faktorer än kön har inverkan på riskaptiten. Niessen & Ruenzi (2007) har i sin regression av fondrisk med bland annat ålder hos fondförvaltaren som förklarande variabel.

König (2021) finner att ålder och risktagande är negativt korrelerade. Det finns också studier som argumenterar åt det motsatta hållet, att ökad erfarenhet och riskaversion är negativt korrelerade till följd av karriärambitioner. Chevalier och Ellison (1998) fann att juniora fondförvaltare tenderar att hålla mindre idiosynkratisk risk. På analytikersidan noteras liknande mönster (Hong et al., 2000; Li, 2002; Hong & Kubik, 2003), att mindre erfarna analytiker tenderar att avvika till en lägre grad från konsensus på grund av karriärskäl.

Roger (2018) visar i sin studie att de analytiker som har högst träffsäkerhet i sina analyser blir belönade genom att få bevaka *high-profile*-bolag (bolag med högre börsvärde och vars rekommendationer får större uppmärksamhet i media), samt att de som presterar sämre får bevaka mindre bolag. Studien visar också att erfarna analytiker levererar mer träffsäkra prognoser än sina juniora kollegor. Mindre noterade bolag tenderar att vara mer volatila på marknaden jämfört med större noterade bolag (Onyeaso & Rogers, 2004; Semenov, 2015), vilket pekar mot att erfarenhet som aktieanalytiker bör korrelera negativt med volatiliteten i de aktier som rekommenderas. Mot denna bakgrund torde skickliga aktieanalytiker, som har hög rankning, bevaka mindre volatila bolag.

Sektorbevakning

Riskenivån varierar systematiskt mellan olika sektorer, vilket har visats påverka företags idiosynkratiska volatilitet och investerares riskbedömningar (Campbell et al., 2001; Bartman et al., 2012). Branscher skiljer sig åt i exempelvis konjunktürkänslighet, regleringsgrad och teknologisk dynamik, vilket skapar skilda riskprofiler mellan sektorer.

Dessa branschspecifika riskegenskaper påverkar i sin tur hur analytiker utformar sina aktierekommendationer. Bradshaw (2004) visar att analytiker ofta jämför företag med andra inom samma sektor snarare än att utgå från marknadsmått, vilket innebär att rekommendationer ges utifrån en sektorspecifik tolkningsram. I sektorer med högre volatilitet tenderar analytiker att i högre grad avvika från konsensus, vilket Gleason och Lee (2003) tolkar som en anpassning till ökad osäkerhet i värderingen.

2.3.1 Hypotes

Mot bakgrund av den tidigare forskningen är studiens hypotes att kön inte borde ha någon signifikant inverkan på riskaptiten hos den enskilde professionella aktieanalytikern, när hänsyn tas till ovan nämnda kontrollvariabler.

H_0 = Det finns ingen signifikant skillnad i risktolerans mellan manliga och kvinnliga aktieanalytiker

H_1 = Det finns en signifikant skillnad i risktolerans mellan manliga och kvinnliga aktieanalytiker

3. Metod

Följande metodavsnitt redogör för hur studiens empiriska undersökning genomförs. Fokus ligger på undersökningens vetenskapliga ansats, urvalet av observationer, samt det statistiska tillvägagångssättet med särskild betoning på multipel regression och klassificering av riskfyllda aktier. Vidare beskrivs datans ursprung och hur riskmått konstrueras samt används för att beräkna de beroende variablerna. Därtill redogörs även för de förklarande variablernas beräkning. Avslutningsvis diskuteras studiens kvalitet utifrån aspekterna reliabilitet, validitet och möjligheten till replikation.

3.1 Vetenskaplig ansats

Denna studie genomförs med en kvantitativ forskningsmetod och en deduktiv ansats, där forskningsprocessen bygger på formulering och empirisk prövning av hypoteser (Bryman och Bell, 2017, s. 166). Studiens författare tillämpar en systematisk kvantitativ forskningsprocess, där relevant litteratur och tidigare studier om aktierekommendationer, könsskillnader och riskaptit har insamlats tillsammans med sekundärdata.

Den insamlade datan bearbetas och analyseras för att dra empiriskt underbyggda slutsatser. Målsättningen är att identifiera om riskaptit varierar mellan manliga och kvinnliga analytiker i aktierekommendationer, vilket bidrar med underlag för framtida forskning.

3.2 Urval

Studien baseras på ett urval av 60 aktieanalytiker från 17 mäklarhus, vars rekommendationer sammanställs och exporteras från en Bloomberg-terminal 11 april 2025. Analytikerna representerar tre huvudsektorer: försörjningssektorn (Bloomberg-sektor: *Utilities*), hälso- och sjukvårdssektorn (*Healthcare*) samt dagligvarusektorn (*Consumer Staples*). Dessa branscher väljs genom ett strategiskt urval eftersom de enligt Li et al. (2025) har en relativt hög andel kvinnliga analytiker. Det möjliggör en mer jämförbar könsfördelning i ett annars mansdominerat yrke.

Datainsamlingen inleds med att de tio största företagen inom var och en av de tre huvudsektorerna identifieras (Yahoo Finance, 2025). Detta görs eftersom fler analytiker bevakar de största aktiebolagen. För varje sektor påbörjas insamlingen med det största företaget, vilket söks upp i Bloomberg-terminalen med hjälp av funktionen <ANR>, som

visar alla aktieanalytiker med aktuella rekommendationer för det specifika bolaget. Från det aktuella bolaget identifieras samtliga kvinnliga analytiker. För varje kvinna insamlas både den aktuella rekommendationen för företaget i fråga, samt alla andra rekommendationer hon vid tidpunkten har utfärdat. Om färre än tio kvinnliga analytiker återfinns i det största bolaget fortsätter processen med det näst största bolaget inom samma sektor, och därefter vidare nedåt i storleksordning tills tio kvinnliga analytiker identifieras per sektor.

När urvalet av kvinnliga analytiker är komplett matchas dessa med manliga aktieanalytiker med liknande ålder och erfarenhet (se Tabell 1). Erfarenhet definieras som tiden från analytikerns första registrerade rekommendation till insamlingsdatumet, och ålder uppskattas enligt beräkningarna i punkt 3.6. Den manliga parningen hämtas bland de analytiker som har aktuella rekommendationer på samma företag och identifieras via samma <ANR>-funktion i Bloomberg-terminalen.

Tabell 1: Ålder och erfarenhet uppdelat på kön

	Medelålder	Medianålder	Genomsnittlig erfarenhet	Median erfarenhet
Kvinnor	46,22	44,5	11,14	8,00
Män	47,08	44,5	9,48	8,00

Det initialt balanserade urvalet om 30 kvinnor och 30 män justeras till 29 kvinnor och 31 män efter att en felaktig könssklassificering identifieras och korrigeras i ett sent skede av datainsamlingen. Även om detta innebär en mindre avvikelse från den planerade könsfördelningen, bedöms påverkan på analysens balans och jämförbarhet som försumbar.

Ett praktiskt skäl till att urvalet begränsas till 60 analytiker är den manuella datainsamling och bearbetning som krävs för aktieanalytikerna och deras rekommendationer. För att säkerställa hög datakvalitet och korrekt personmatchning kodas samtliga profiler manuellt. Denna arbetsintensiva process innebär att ett större urval inte är praktiskt genomförbart inom ramen för denna studie, utan att göra avkall på datans noggrannhet och relevans.

3.2.1 Datainsamling

Urvalet genererar totalt 1386 aktierekommendationer varav 613 kom från de kvinnliga analytikerna och 773 från de manliga analytikerna. Datan omfattar samtliga tillgängliga

rekommendationer för varje analytiker, oberoende av vilken börsmarknad de avser. Datamängden begränsas därmed inte till nationella kontexter, eftersom studiens fokus ligger på analytikernas rekommendationsbeteende snarare än på företagens lokalisering. Analytikernas nuvarande geografiska placering presenteras nedan, men den ska dock inte förväxlas med aktierna de rekommenderar vars geografiska spridning skiljer sig åt.

Tabell 2: Geografisk fördelning uppdelat på kön

Kontinent	Andel män	Andel kvinnor	Totalt
Nordamerika	80,65%	62,07%	71,67%
Europa	19,35%	27,59%	23,33%
Asien	0,00%	10,34%	5,00%
Totalt	100%	100%	100%

Information om aktieanalytiker, deras rekommendationer, sektorbevakning, erfarenhet och analytikerrankning inhämtas från Bloomberg-terminalen, medan analytikernas kön och ålder samlas in via LinkedIn och Capital IQ Pro. De finansiella riskmått erhålls med hjälp av Capital IQ:s Excel-plugin, där olika formler används för att extrahera datapunkter direkt till kalkylblad. Dessa formler redovisas i Bilaga 1.

Branschdata avseende beta och standardavvikelse insamlas för de tre sektorerna. Detta sker genom Capital IQ Pro för respektive bransch. Initialt filtreras företagen efter huvudsektorerna, därefter exkluderas onoterade företag och företag där 3-årig beta eller total omsättning saknas. Efter filtreringsprocessen återstår 5 926 företag, varav 2 814 inom hälso- och sjukvårdssektorn, 2 392 inom dagligvarusektorn och 720 inom försörjningssektorn.

3.2.1 Avgränsningar

Studien är avgränsad till att omfatta fyra finansiella riskmått samt tre sektorer. Endast aktierekommendationer av typen *stark köp*, *köp* och *behåll* beaktas, medan rekommendationerna *stark sälj* och *sälj* utesluts. Ingen strikt tidsavgränsning för utfärdandedatum tillämpas för de rekommendationer som analyseras. Istället inkluderas samtliga rekommendationer som är aktiva vid tidpunkten för datainsamlingen (11 april 2025), vilket innebär att rekommendationernas utfärdandedatum kan variera. Datumet för rekommendationens utfärdande är inte väsentligt för studien eftersom analytikern när som helst kan revidera eller upphöra att bevaka ett företag. Vid revidering av en rekommendation

klassas den ursprungliga rekommendationen i Bloomberg-terminalen som *dropped coverage*, varefter en ny rekommendation registreras. Även rekommendationer som dragits tillbaka kategoriseras som *dropped coverage*. I dessa fall går det inte att urskilja den ursprungliga rekommendationens karaktär, såsom huruvida den utgjorde en köp- eller säljrekommendation. Urvalet speglar således ett ögonblickstillstånd och skulle sannolikt generera ett något annorlunda resultat om det upprepas vid en annan tidpunkt. Samtliga företag i urvalet måste ha fullständig data för de finansiella riskmått som undersöks för att inkluderas i studien.

3.2.2 Bortfallshantering

Från det ursprungliga datamaterialet på 1 386 aktierekommendationer reduceras det slutliga urvalet till 1 166 observationer. Totalt exkluderas således 220 rekommendationer, motsvarande cirka 16 procent av det initiala materialet. Först exkluderas de 111 rekommendationer som är av typen *sälj* eller *stark sälj*, därtill utesluts 109 observationer på grund av att nödvändig data för minst ett av riskmått saknas.

3.3 Klassificering av riskfylld aktie

För att identifiera vilka aktierekommendationer som riktar sig mot företag med hög aktiespecifik risk tillämpas en kvartilbaserad klassificeringsmetod. Ett företag definieras som riskfyllt inom respektive mått om dess värde överstiger den tredje kvartilen (Q3) inom den sektor det tillhör. Användningen av Q3 som tröskelvärde har även tillämpats av Nickell et al. (2007) i deras studie om kreditrisk, där företag vars riskmått överstiger Q3-tröskeln betraktas som särskilt riskutsatta. Metodens syfte är således att identifiera det företag som avviker från sektorernas normala riskprofil.

Medianen (Q2) används inte som tröskelvärde för att klassificera företag som riskfyllda men inkluderas i detta avsnitt som referenspunkt, med syftet att illustrera den relativa fördelningen. Klassificeringen baseras istället som ovan nämnt på den tredje kvartilen, där företag vars riskvärden överstiger sektorns gränsvärde definieras som riskfyllda. Exempelvis betraktas ett företag inom hälso- och sjukvårdssektorn med ett beta på 1,18 som riskfyllt, eftersom det överskrider sektorns Q3-värde på 1,125.

Tabell 3: Andra (Q2) och tredje (Q3) kvartilen för riskmåten beta och standardavvikelse

Sektor	Beta Q2	Beta Q3	Standardavvikelse Q2	Standardavvikelse Q3
Försörjning	0,368	0,643	32,75%	49,76%
Hälso- och sjukvård	0,608	1,125	57,48%	89,08%
Dagligvaror	0,228	0,546	36,18%	57,18%

För de företagsspecifika riskmåten Z'' -score och kreditbetyg tillämpas fasta modellbaserade gränser enligt etablerad praxis (Altman, 2018; S&P Global, 2025). Detta eftersom dessa mått är av en absolut, snarare än relativ, karaktär. Exempelvis klassas ett företag vars Z'' -score är 5,40 som riskfyllt, då det understiger gränsvärdet (5,65) vilket motsvarar ett kreditbetyget *speculative grade* (Altman, 2018). En sammanställning av samtliga måtts klassificering finns i Tabell 4.

Tabell 4: Kriterier för att en aktie ska klassas som riskfylld

Riskmått	När aktien klassas som riskfylld
Standardavvikelse	Överstiger Q3 i dess sektor
Beta	Överstiger Q3 i dess sektor
Z'' -score	Understiger ett Z'' -score av 5,65
S&P:s kreditbetyg	Kreditbetyget "speculative grade" (Betyg BB-D)

3.4 Riskmåttens beräkning

Nedan redovisas beräkningarna för de olika riskmåten. All data som inhämtas från Capital IQ nyttjar deras Excel-plugin och samtliga formler som används redovisas i Bilaga 1.

3.4.1 Standardavvikelse

Aktiens 2-åriga standardavvikelse vid insamlingstillfället (11 april 2025) beräknas via Capital IQ. I de fall information om aktiens 2-åriga standardavvikelse saknas används dess 1-åriga istället, vilket är en liknande metod som Damodaran (2025) använder för att beräkna branschbeta. Detta kan påverka resultaten eftersom standardavvikelse för olika tidsintervall kan skilja sig åt, men bedöms nödvändigt för att inte erhålla för få rekommendationer per analytiker. Totalt saknas 2-årig beta för 28 stycken företag. Enligt Capital IQ:s kundservice

(personlig kommunikation, 5 maj 2025, se Bilaga 2) beräknas standardavvikelse med utgångspunkt i den logaritmerade justerade stängningskursen som beräknas varje handelsdag. Detta tar hänsyn till företagshändelser som utdelningar och aktieuppdelningar och säkerställer att prisutvecklingen speglar den faktiska värdeförändringen över tid. Capital IQ:s kundservice uppger att ytterligare justeringar som exempelvis *winsorizing* utförs för att reducera påverkan från extremvärden. Därtill nyttjas även olika former av utjämnningstekniker för att hantera volatilitet vid kortsiktiga fluktuationer, vilket syftar till att förbättra precisionen i skattningarna. Capital IQ exemplifierar att högtider exkluderas för att få enbart handelsdagar till sina beräkningar.

3.4.2 Beta

Beta hämtas från Capital IQ där studien använder sig av företagets 5-åriga beta vid insamlingstillfället (11 april 2025). I de fall där data saknas för 5-åriga betan används istället 2-åriga betan. Detta sker, liksom med standardavvikelsen, för att erhålla tillräckligt antal rekommendationer per analytiker. Totalt används den 2-åriga betan för 28 företag. Betan räknas ut i Capital IQ genom en OLS-regression med aktie- och marknadsdata från 60 månadsvisa observationer under en 5-årsperiod. Marknadsdatan i sin tur utgörs av relevanta jämförelseindex som exempelvis S&P 500 för amerikanska bolag eller MSCI EAFE för europeiska aktier (Kroll, 2023).

3.4.3 Z''-Score

Z''-score beräknas genom Altmans (2018) reviderade formel från 1995.

BOX 5 Z''-score model for manufacturers and nonmanufacturer industrials as well as developed and emerging market credits (1995).

$$Z'' = 3.25 + 6.56X_1 + 3.26X_2 + 6.72X_3 + 1.05X_4,$$

$$X_1 = \frac{\text{current assets} - \text{current liabilities}}{\text{total assets}},$$

$$X_2 = \frac{\text{retained earnings}}{\text{total assets}},$$

$$X_3 = \frac{\text{earnings before interest and taxes}}{\text{total assets}},$$

$$X_4 = \frac{\text{book value of equity}}{\text{total liabilities}}.$$

Source: author's calculations from Altman *et al* (1995b).

Figur 1: Z''-score-modellen enligt Altman (1995)

Den finansiella informationen som behövs för beräkningen av Z'' -score hämtas via Capital IQ. Datan baseras på uppgifter från respektive företags senast publicerade finansiella rapport vid insamlingstillfället.

3.4.4 S&P:s kreditbetyg

Vid sortering av kreditrisk används betygsdata från S&P som hämtas direkt via Capital IQ. För varje aktierekommendation registreras det kreditbetyg som var aktuellt vid insamlingstillfället. I de fall ett officiellt betyg saknas används istället ett estimerat betyg framtagen av Capital IQ, som syftar till att efterlikna S&P:s metodik (S&P Global Market Intelligence, 2021). Därefter kodas alla *investment grade*-betyg till 0 och alla *speculative grade*-betyg till 1 för att möjliggöra beräkningen av andelen riskfyllda aktierekommendationer.

3.5 Beräkning förklarande variabler

I denna del redovisas de förklarande variablerna som används, hur de samlas in och hur de transformeras för att användas i de multipla regressionerna.

3.5.1 Kön

Kön utgör en nyckelvariabel i relation till studiens frågeställning. Namn på analytiker hämtas från Bloomberg-terminalen tillsammans med rekommendationsdatan, varefter respektive analytikers kön identifieras manuellt via Capital IQ Pro eller LinkedIn. För att fungera i regressionen kodas kön som en dummyvariabel, där kvinnor ges värdet 0 och män värdet 1.

3.5.2 Ålder

För att uppskatta åldern på amerikanska aktieanalytiker inhämtas information via webbplatsen Whitepages (www.whitepages.com) som tillhandahåller offentligt tillgängliga uppgifter om individer. Whitepages rapporterar ålder i form av ett 10-årsintervall, exempelvis 40-49, snarare än exakta födelsedatum. I den multipla regressionen används mittpunkten i 10-årsintervallet, exempelvis omvandlades åldersspannet 40-49 till 44,5 år. Omvandlingen gör variabeln kontinuerlig, vilket möjliggör en korrekt tolkning av en 1-årig ökning av ålder i regressionen. De övriga, ickeamerikanska analytikernas ålder uppskattas via en indirekt metod, baserat på antagandet att individer i snitt påbörjar sina universitetsstudier vid 20-års

ålder (Hanson, 2025). De övriga analytikernas studiestart inhämtas därefter via LinkedIn, varefter 20 år subtraheras för att approximera deras födelseår.

3.5.3 Erfarenhet

Analytikers erfarenhet beräknas med data från Bloomberg-terminalen och definieras som antalet år sedan analytikernas första utfärdade aktierekommendation. Valet att avgränsa erfarenhet utifrån denna metod, snarare än antalet år i yrket, grundar sig i att arbetsuppgifterna inom rollen kan variera betydligt. Juniora analytiker kan potentiellt ha stödjande funktioner gentemot mer seniora kollegor och därmed inte nödvändigtvis vara involverade i utfärdandet av rekommendationerna. Genom att definiera erfarenhet som tiden sedan första aktierekommendationen säkerställs att samtliga analytiker i urvalet har utfört jämförbara arbetsuppgifter, det vill säga att utfärda aktierekommendationer.

3.5.4 Rankning

Analytikernas rankning inhämtas från Bloomberg-terminalen och baseras på en femgradig skala, där högre värden indikerar högre rankning. Variabeln inkluderas i analysen i dess ursprungliga form utan ytterligare förändringar.

3.5.5 Bransch

Genom att inkludera branschvariabler i regressionsanalysen kan potentiella systematiska skillnader beaktas. Information om varje analytikers bevakade bransch inhämtas från Bloomberg-terminalen. I de multipla regressionerna omvandlas de till dummyvariabler i Stata vilket förhindrar perfekt multikollinearitet, även kallat “dummy trap”, genom att utesluta en referenskategori (Brooks, 2019, s. 451).

3.6 Multipel regression

För att undersöka om könsskillnader existerar hos aktieanalytiker används multipla regressioner där modellen redovisas nedan i Formel 1.

Formel 1: Multipel regressionsmodell som används i studien

$$\text{Andel riskfyllda aktierekommendationer} = \beta_1 \text{Kön} + \beta_2 \text{Ålder} + \beta_3 \text{Erfarenhet} + \beta_4 \text{Analytikerranking} + \beta_5 + \epsilon$$

β_0 representerar interceptet, β_1 till β_5 är regressionskoefficienter för respektive variabel och ϵ är feltermen.

Totalt genomförs en regression per riskmått. Syftet med regressionen är att analysera sambandet mellan fem förklarande variabler (här: kön, ålder, erfarenhet, rankning och bransch) och en beroende variabel. Av de förklarande variablerna är kön intressevariabeln och resterande är kontrollvariabler. Studien har fyra beroende variabler, där var och en speglar ett specifikt riskmått. Dessa variabler utgörs av andelen riskfyllda aktierekommendationer per analytiker, vilket beräknas enligt Formel 2. En rekommendation klassificeras som riskfylld i enlighet med kriterierna som anges i avsnitt 3.3.

Formel 2: Beräkning av andel riskfyllda aktierekommendationer

$$\text{Andel riskfyllda aktierekommendationer} = \frac{\text{Antal riskfyllda aktierekommendationer}}{\text{Totalt antal aktierekommendationer}}$$

Genom att tillämpa fyra olika riskmått genereras således fyra separata beroende variabler

Inom litteratur om *mean-variance portfolio theory* används andelen finansiella tillgångar som är investerat i aktiemarknaden som en representation av risktagande (Buccioli, A. & Zarri, L. 2017). I denna studie förs ett liknande resonemang där aktieanalytikers risktolerans representeras av andelen riskfyllda aktierekommendationer.

Regressionens F-test används för att undersöka om det finns ett signifikant samband mellan den beroende variabeln och uppsättningen förklarande variabler (Anderson et al., 2024, s. 463). T-testet undersöker om samband finns mellan varje enskild förklarande variabel och den beroende variabeln (Anderson et al., 2024, s. 466).

Antaganden för multipel regression

För att kunna dra lämpliga slutsatser från en multipel regression krävs att en uppsättning antaganden är uppfyllda. Enligt Brooks (2019, s. 182) finns det fem grundantaganden för en klassisk linjär regression varav fyra kontrolleras för i denna studie. Dessa är: väntevärdet av feltermerna är noll, oberoende felterm, homoskedasticitet och normalfördelade residualer. Utöver ovan nämnda grundantaganden inkluderas även antagandet om ingen perfekt multikollinearitet, samt ett Ramsey-reset test för modellspecifikation.

Väntevärdet av feltermerna

Det första antagandet är att väntevärdet av feltermerna ska vara noll. Antagandet stämmer alltid om modellen har ett intercept (Brooks, 2019, s. 184) och behöver därmed inte undersökas vidare om ett intercept förekommer.

Oberoende feltermer

Med oberoende fel antas att residualerna inte ska vara beroende av varandra och att det därmed inte ska förekomma autokorrelation (även kallat seriekorrelation). Om antagandet bryts så blir standardfelen inkorrekta vilket leder till felaktiga tolkningar av regressionerna (Brooks, 2019, s. 200). I studiens dataset identifieras kluster i residualplottar (Bilaga 3) vilket antas uppstå eftersom de 60 analytikerna är fördelade på 17 mäklarhus. Därmed används klustrade standardfel på mäklarhusnivå i enlighet med Wooldridge (2013, s.500) i de multipla regressionerna.

Homoskedasticitet

Med homoskedasticitet menas att residualernas variationer är konstanta för alla värden av de förklarande variablerna. Om det finns heteroskedasticitet påverkar det standardfelen, vilket medför att T-testerna och F-testerna blir opålitliga. Antagandet anses uppfyllt eftersom robusta standardfel redan används, vilket är åtgärden för heteroskedasticitet (Brooks, 2019, s. 190).

Normalfördelade residualer

Antagandet om normalfördelning av residualer är viktigt för regressioner då F- och T-tester kräver normalfördelning och utan detta antagande så blir p-värdena missvisande (Brooks, 2019, s. 200). Detta antagande kontrolleras genom att skapa histogram över residualerna. Om antagandet bryts sker en transformering av de kontinuerliga variablerna i enlighet med Brooks (2019, s. 210) där de antingen logaritmeras med den naturliga logaritmen eller *winzoriseras*.

Ingen perfekt multikollinearitet

Ytterligare ett antagande för multipla regressioner är att ingen perfekt multikollinearitet förekommer. Multikollinearitet innebär att flera förklarande variabler varierar starkt med varandra, vilket gör att tolkningen av koefficienterna inte blir pålitliga (Brooks, 2019 s. 213). För att testa detta skapas och tolkas en korrelationsmatris mellan de oberoende och

förklarande variablerna. Om någon eller några av de förklarande variablerna starkt korrelerar med varandra utesluts de med minst relevans för frågeställningen. Värt att notera är att det redovisas i absoluta tal där -1 kan antyda perfekt multikollinearitet.

Misspecifikation

För att undersöka om regressionsmodellen är felaktigt specificerad genomförs ett Ramsey Reset-test (*Regression Equation Specification Error Test*), vilket används för att identifiera potentiellt utelämnade variabler eller icke-linjära samband (Brooks, 2019, s. 217).

Ifall testet ger utslag transformeras de kontinuerliga variablerna genom att antingen kvadreras eller logaritmeras. Om dessa justeringar fortfarande förkastar testets nollhypotes diskuteras möjliga anledningar för misspecifikation av modellen i diskussionen.

3.7 Reliabilitet, validitet och replikerbarhet

Studiens vetenskapliga kvalitet diskuteras utifrån begreppen reliabilitet, validitet och replikerbarhet, med utgångspunkt i de definitioner som presenteras i kapitel 7 av *Företagsekonomiska forskningsmetoder* (Bryman och Bell, 2017, s. 174-179).

Reliabilitet

Reliabilitet avser graden av tillförlitlighet i studien och kan delas upp i aspekterna stabilitet, intern reliabilitet och interbedömarreliabilitet. Stabilitet syftar på huruvida resultaten förblir konsekventa över tid, vilket i denna studie försvagas då datan hämtas vid ett specifikt tillfälle (11 april 2025). Således är stabiliteten begränsad vad gäller långsiktig stabilitet, även om denna effekt motverkas genom att använda objektiva och väldefinierade mått som minskar känsligheten för tillfälliga variationer.

Intern reliabilitet, som avser korrelationen mellan olika mått, undersöks med hjälp av ett multikollinearitetstest där samtliga variabler bedöms vara godkända. Vidare säkerställs intern enhetlighet genom en tydlig kodningsprocess där varje analytiker bedöms enligt fasta kriterier. Interbedömarreliabilitet, det vill säga graden av överensstämmelse mellan olika bedömare, anses även den vara uppfylld då alla författare bidragit till- och verifierat datainsamlingen.

Validitet

Validitet handlar om i vilken utsträckning studien mäter det den avser att mäta. I denna studie är begreppsvaliditeten av särskild relevans, det vill säga huruvida de teoretiska begreppen är korrekt operationaliserade i undersökningen. För att undersöka analytikernas riskaptit klassificeras deras aktierekommendationer som riskfyllda eller inte, där andelen riskfyllda aktier sedan används som proxy för deras riskpreferenser. Denna sortering sker enligt kvantitativa kriterier med teoretisk förankring och således bedöms begreppsvaliditeten vara hög.

Den interna validiteten stärks genom att regressionerna inkluderar kontrollvariabler, såsom ålder och sektor, vilket möjliggör isolering av könets effekt på risktagande. Utöver detta testas även antaganden för regressionsanalyserna i syfte att minimera möjliga systematiska fel. Studiens externa validitet, det vill säga huruvida den kan generaliseras till andra sammanhang, är mer begränsad. Även om det är ett medvetet val att fokusera på tre sektorer, vilket stärker jämförbarheten mellan dessa grupper, påverkar det generaliserbarheten negativt. Vidare påverkar urvalets storlek den externa validiteten negativt då det minskar sannolikheten att upptäcka svaga samband som hade kunnat identifieras med hjälp av fler observationer.

Replikerbarhet

Studiens replikerbarhet bedöms ur ett metodologiskt perspektiv som hög. Metodbeskrivningen är detaljerad vad gäller urval, kodningskriterier, hantering av bortfall samt uppbyggnaden av regressionsmodellerna. Därmed ges andra forskare möjlighet att replikera studien under liknande villkor, förutsatt att de har tillgång till motsvarande databaser.

Ett hinder för full replikation utgörs däremot av att datainsamlingen sker vid ett givet tillfälle. Eftersom aktierekommendationer förändras över tid kommer ett framtida försök sannolikt att utgå från ett delvis annorlunda material. Detta påverkar inte replikationen av metoden i sig, men kan möjligen påverka framtida studiers resultat.

3.8 Hantering av Artificiell Intelligens och GDPR

I studien används artificiell intelligens i form av ChatGPT för att underlätta och effektivisera datahantering i Stata, främst genom att generera och optimera kommandon. Detta har bidragit till ökad precision och snabbare bearbetning av data.

Studien hanterar även personlig information, och därmed beaktas även GDPR. För att skydda individers integritet redovisas därför varken namn på analytiker eller företagsnamn i rapporten. All data hanteras konfidentiellt och i enlighet med gällande dataskyddslagstiftning.

4. Resultat

Avsnittet presenterar studiens empiriska resultat i tre delar. Inledningsvis redovisas deskriptiv statistik för att ge en översiktlig bild av materialets struktur och fördelning. Därefter redogörs resultaten för testerna av regressionsantagandena, följt av en korrelationsanalys som både belyser sambanden mellan variablerna och ger en indikation på eventuell multikollinearitet. Avslutningsvis presenteras resultaten från fyra separata regressionsmodeller, där samtliga riskmått används för att undersöka hur analytikernas kön, ålder, erfarenhet, rankning och sektor påverkar benägenheten att ge positiva rekommendationer på riskfyllda företag.

4.1 Deskriptiv statistik

För att ge en översikt av datamaterialet inleds den deskriptiva statistiken med en tabell som visar fördelningen av aktierekommendationer mellan könen inom de tre sektorerna. Därefter följer en sektorsvis genomgång där riskfyllda rekommendationer redovisas utifrån de fyra riskmått. Avslutningsvis sammanställs den deskriptiva statistiken överskådligt i en tabell där kön redovisas i förhållande till respektive riskmått utan hänsyn till sektor.

Rekommendationernas fördelning

Tabell 5: Antal rekommendationer per sektor, fördelat på kön

Sektor	Män	Kvinnor	Totalt
Försörjningssektorn	340 (51,67%)	188 (37,01%)	528 (45,28%)
Hälso- och sjukvårdssektorn	173 (26,29%)	176 (34,65%)	349 (29,93%)
Dagligvarusektorn	145 (22,04%)	144 (28,35%)	289 (24,79%)
Totalt antal rekommendationer	658 (100%)	508 (100%)	1166 (100 %)

Den första siffran visar antal aktierekommendationer och siffran inom parentes visar andelen av könets totala antal rekommendationer.

Tabell 5 visar att majoriteten av männens rekommendationer återfinns inom försörjningssektorn (51,67%) medan kvinnors rekommendationer är mer jämnt fördelade, med störst andel inom hälso- och sjukvårdssektorn (34,65%). Totalt sett dominerar försörjningssektorn bland alla rekommendationer (45,28%).

Försörjningssektorn

Tabell 6: Antal aktier i försörjningssektorn som klassas som riskfyllda för varje riskmått, fördelat på kön.

Riskmått	Män	Kvinnor
Standardavvikelse	45 (13,24%)	20 (10,64%)
Beta	147 (43,24%)	102 (54,26%)
Z''-score	329 (96,76%)	170 (90,43%)
Kreditbetyg	36 (10,59%)	13 (6,91%)
Antal rekommendationer	340	188

Parentesen anger antalet riskfyllda rekommendationer, dividerat på totala antalet utfärdade rekommendationer, fördelat på kön och riskmått, i procent.

I försörjningssektorn utgör riskfyllda rekommendationer enligt Z''-score den största andelen för både män (96,76%) och kvinnor (90,43%). En större andel av kvinnors rekommendationer överstiger gränsvärdet för beta (54,26%) jämfört med män (43,24%), medan män har något högre andelar riskfyllda rekommendationer enligt standardavvikelse och kreditbetyg.

Hälso- och sjukvårdssektorn

Tabell 7: Antal aktier i hälso- och sjukvårdssektorn som klassas som riskfyllda för varje riskmått, fördelat på kön.

Riskmått	Män	Kvinnor
Standardavvikelse	3 (1,73%)	10 (5,68%)
Beta	69 (39,88%)	52 (29,55%)
Z''-score	118 (68,21%)	101 (57,39%)
Kreditbetyg	90 (52,02%)	80 (45,45%)
Antal rekommendationer	173	176

Parentesen anger antalet riskfyllda rekommendationer, dividerat på totala antalet utfärdade rekommendationer, fördelat på kön och riskmått, i procent.

I hälso- och sjukvårdssektorn har män en högre andel riskfyllda rekommendationer enligt samtliga riskmått förutom standardavvikelse. Z''-score utgör den största andelen för båda könen, med 68,21% för män och 57,39% för kvinnor. Andelen riskfyllda rekommendationer enligt kreditbetyg är också relativt hög, särskilt bland män (52,02%). Kvinnor har en något högre andel enligt standardavvikelse (5,68%) jämfört med män (1,73%).

Dagligvarusektorn

Tabell 8: Antal aktier i dagligvarusektorn som klassas som riskfyllda för varje riskmått fördelat på kön.

Riskmått	Män	Kvinnor
Standardavvikelse	9 (6,21%)	7 (4,86%)
Beta	76 (52,41%)	93 (64,58%)
<i>Z''-score</i>	49 (33,79%)	42 (29,17%)
Kreditbetyg	42 (28,97%)	42 (29,17%)
Antal rekommendationer	145	144

Parentesen anger antalet riskfyllda rekommendationer, dividerat på totala antalet utfärdade rekommendationer, fördelat på kön och riskmått, i procent.

I dagligvarusektorn är andelen riskfyllda rekommendationer enligt beta högst för båda könen, med 64,58% för kvinnor och 52,41% för män. Skillnaden mellan könen är relativt liten för övriga riskmått. Kvinnor och män uppvisar nästan identiska andelar för kreditbetyg 29,17% respektive 28,97%, medan standardavvikelse och *Z''-score* förekommer något oftare bland män.

Samtliga sektorer

Tabell 9: Antal riskfyllda aktier för varje riskmått fördelat på kön

Riskmått	Män	Kvinnor
Standardavvikelse	57 (8,66%)	37 (7,28%)
Beta	292 (44,38%)	247 (48,62%)
<i>Z''-Score</i>	496 (75,38%)	313 (61,16%)
Kreditbetyg	168 (25,53%)	135 (26,57%)
Totalt antal rekommendationer	658 (100%)	508 (100%)

I den sammanlagda översikten, utan hänsyn till sektorer, har både män och kvinnor högst andel riskfyllda rekommendationer enligt *Z''-score*, där mäns andel är 75,38% och kvinnors 61,16%. Kvinnor har en högre andel riskfyllda rekommendationer enligt beta (48,62%) jämfört med män (44,38%). Andelarna för kreditbetyg är likvärdiga mellan könen, medan standardavvikelse förekommer i mindre utsträckning i båda grupperna.

4.2 Testresultat för antaganden om multipla regressioner

Eftersom alla modeller innehåller intercept uppfylls antagandet om att väntevärdet av feltermerna är 0 (se Bilaga 4). Antagandet om oberoende felterm och homoskedasticitet undersöks genom residualplottar (Bilaga 3) där det tydligt identifieras att dessa antaganden bryts. Därav klustras standardfelen på mäklarhusnivå. Gällande tydliga kluster som identifieras gällande kreditriskmått, uppstår de av de olika branscherna. Residualerna är relativt normalfördelade enligt histogrammen av residualerna (Bilaga 5) och därmed uppfylls antagandet.

Tabell 10: Korrelationsmatris över riskmått och förklarande variabler

	STD	Beta	Z''-score	Kreditbetyg	Kön	Ålder	Erfarenhet	Rankning
STD	1							
Beta	0,181	1						
Z''-score	0,218	-0,166	1					
Kreditbetyg	-0,042	0,097	-0,300	1				
Kön	0,071	-0,195	0,154	0,001	1			
Ålder	0,116	0,144	-0,074	-0,032	0,057	1		
Erfarenhet	-0,117	0,214	-0,168	-0,058	-0,106	0,418	1	
Rankning	-0,050	-0,032	0,172	0,231	-0,079	0,047	-0,147	1

Riskmått (STD, Beta, Z''-score och kreditbetyg) är angivna som andel riskfyllda aktierekommendationer. Sektor exkluderades från korrelationsmatrisen då den består av två dummyvariabler och därmed blir svårtolkad. Den ursprungliga matrisen finns i Bilaga 6.

Korrelationsmatrisen visar att ingen av de förklarande variablerna uppvisar stark inbördes korrelation. Den högsta korrelationen återfinns mellan ålder och erfarenhet (0,419), vilket inte är högt nog för att anta multikollinearitet.

Tabell 11: Ramsey RESET-test för de multipla regressionerna

Riskmått	F (3, 50)	P-värde
Standardavvikelse	3,40	0,025
Beta	1,22	0,311
Z''-score	0,72	0,546
Kreditbetyg	0,77	0,514

Fullständiga tester finns i Bilaga 7.

Ramsey RESET-testet visar att nollhypotesen om korrekt specificerad modell behålls i tre av de fyra regressionerna. Däremot förkastas nollhypotesen i modellen där standardavvikelse utgör grunden för den beroende variabeln, vilket tyder på en möjlig misspecifikation. För att undersöka detta vidare utfördes test där det inkluderas kvadrerade och logaritmerade former av de kontinuerliga variablerna, men även då kvarstår indikationer på modellfel. Således presenteras den ursprungliga regressionen för enlighet. Det är möjligt att avvikelser beror på en utelämnad variabel, påverkan från extremvärden eller en interaktionseffekt. Regressionen av andelen riskfyllda aktier med hänseende på standardavvikelse bör således tolkas med viss försiktighet.

4.3 Regressioner

Nedan presenteras resultaten från de fyra regressionerna i en sammanslagen tabell.

Dagligvarusektorn används som referensbransch och har därmed inte en egen koefficient. Koefficienterna för de andra branscherna tolkas i relation till referensbranschen. Samtliga regressioner är klustrade på mäklarhusnivå vilket påverkar antalet frihetsgrader i F-statistiken.

Tabell 12: Sammanställning av alla de multipla regressioner som utförs i studien

	STD	Beta	Z''-score	Kreditbetyg
Observ.	60	60	60	60
F-statistik (3, 29)	2,35*	5,85***	91,06***	18,98***
Adj. R ²	0,136	0,219	0,754	0,457
Kön	0,003	-0,084	0,074*	0,015
Ålder	0,002	0,000	0,000	0,000
Erfarenhet	-0,002	0,001	0,004	-0,000
Rankning	0,004	0,099*	0,002	-0,036
Hälso- och sjukvård	-0,026	-0,318***	0,331***	0,184***
Försörjning	0,053*	-0,146*	0,640***	-0,189***

Ovan visas en sammansatt tabell över samtliga multipla regressioner. Vid de förklarande variablerna motsvarar den första siffran regressionskoefficienter och asterix representerar signifikansnivån, där: $P < 0,1 = *$; $P < 0,05 = **$; $P < 0,01 = ***$. Fullständiga regressioner finns i Bilaga 4.

Samtliga regressioner uppvisar statistisk signifikans enligt F-testet. För modellen med standardavvikelse som beroende variabel är signifikansen på 10%-nivån, medan övriga modeller är signifikanta på 1%-nivån. Den justerade förklaringsgraden varierar mellan modellerna, där $Z''\text{-score}$ visar det högsta värdet ($\text{adj. } R^2 = 0,754$), följt av kreditbetyg (0,457), beta (0,219) och standardavvikelse (0,136).

Variabeln kön visar signifikans i modellen för $Z''\text{-score}$ på en 10%-nivå, där resultatet indikerar att manliga analytiker i högre utsträckning än kvinnor rekommenderar aktier med lägre $Z''\text{-score}$ (högre finansiell risk). Inga statistiskt säkerställda samband framträder för kön i de övriga modellerna. Ålder och erfarenhet visar inte några signifikanta samband med något av riskmått. Analytikers rankning är signifikant i modellen för beta, men saknar signifikans i övriga regressioner.

Vad gäller sektorbevakning visar resultaten att analytiker verksamma inom hälso- och sjukvård rekommenderar aktier med lägre risk enligt beta, men samtidigt aktier med högre risk enligt $Z''\text{-score}$ och kreditbetyg. Detta är i jämförelse med dagligvarusektorn. För standardavvikelse påvisas inga signifikanta samband med sektorer. Analytiker inom försörjningssektorn rekommenderar aktier med högre risk enligt $Z''\text{-score}$ och standardavvikelse, men färre riskfyllda aktier enligt beta och kreditbetyg.

5. Analys

Analyskapitlet syftar på att analysera resultaten för att besvara om det finns någon skillnad i riskaptit mellan manliga och kvinnliga aktieanalytiker. Därtill relateras resultaten till tidigare forskning för att tolka rimligheten i studiens resultat.

5.1 Köns påverkan på riskaptit

Syftet med studien är att undersöka om det finns könsskillnader i risktolerans mellan aktieanalytiker, med hänsyn tagen till individrelaterade faktorer som erfarenhet, bevakad bransch, ålder och analytikerrankning. De regressionsmodeller som upprättats för de aktie- och kreditrelaterade riskmåten indikerar i huvudsak en frånvaro av könsskillnader i analytikernas riskaptit, med ett marginellt undantag för *Z''-score* där kön är signifikant på 10-procentsnivån. Detta speglas även i den deskriptiva statistiken där en högre andel riskfyllda rekommendationer återfanns bland de manliga analytikerna inom samtliga sektorer. Avvikelsen får dock tolkas försiktigt med hänsyn till att det inte återfinns motsvarande samband i övriga riskmått.

Resultaten är i samklang med tidigare forskning som ifrågasätter könets betydelse i professionella sammanhang. Schubert et al. (1999) fann i en kontrollerad miljö att könsskillnader i riskaptit försvann när deltagarna hade samma information. Dwyer et al. (2002) och Pienkowska-Kamieniecka och Walczak (2018) för liknande resonemang om att skillnader i riskbeteende snarare kan knytas till skillnader i kunskap än kön. Denna studie, som kontrollerar för både erfarenhet och rankning, tycks därmed stödja uppfattningen att yrkesrollen och tillgången till information utgör utjämnande faktorer för könsskillnader i risktagande. Niessen & Ruenzi (2007), som också testade tesen från Schubert et al. (1999), fann att könsskillnader i riskaptit bestod hos fondförvaltare efter att de kontrollerade för utbildning och erfarenhet. Denna studies resultat bör därmed tolkas med försiktighet eftersom rollerna hos analytiker och fondförvaltare delar likheter.

Trots att inget signifikant samband påvisades mellan kön och risktagande tyder den deskriptiva statistiken och residualplottarna från kreditriskmåten på att det kan finnas variation i risktagande mellan könen inom sektorerna. Ett exempel är att kvinnor inom dagligvarusektorn rekommenderar större andel riskfyllda aktier, sett till beta jämfört med

männen i samma sektor. Detta kan tyda på en interaktionseffekt mellan kön och branschbevakning.

5.2 Kontrollvariablernas effekt på riskaptiten

Avseende ålder och erfarenhet visar inga av regressionerna några statistiskt signifikanta samband med risktagande, vilket kan relateras till de motstridiga fynden i tidigare forskning. Vissa studier tyder på att äldre och mer erfarna investerare är mindre benägna att ta risk (König, 2021) medan andra (Chevalier & Ellison, 1998; Hong et al., 2020) lyfter fram att yngre eller juniora analytiker kan agera mer konservativt av karriärskäl och därför undviker att avvika från konsensus. Att varken ålder eller erfarenhet visar signifikans i denna studie kan därmed spegla att dessa effekter potentiellt tar ut varandra i en mer homogen miljö, eller att deras påverkan är kontextberoende och svårfångad i studiens begränsade urval.

Även analytikernas rankning uppvisar ett visst samband med risktagande, där högre rankade analytiker tenderar att rekommendera aktier med mer marknadsrisk. Det går i linje med Hong och Kubik (2003) som konstaterar att högt rankade, samt mer erfarna, analytiker tenderar att avvika mer från konsensus. Vad gäller sektor visar resultaten varierande samband beroende på riskmått, vilket sannolikt speglar skillnader i branschspecifik volatilitet och informationsmiljö (Campbell et al., 2001; Bradshaw, 2004). Dessa effekter framstår dock som kontextuella snarare än systematiska, och är därför av begränsad betydelse för studiens huvudsakliga frågeställning.

6. Diskussion

Studiens resultat bör tolkas med försiktighet då flera metodologiska och datamässiga begränsningar kan påverka både generaliserbarheten och tolkningen. Syftet med detta kapitel är att belysa dessa potentiella felkällor och uteslutna variabler.

6.1 Felkällor

Insamlingsdatum och insamlingsmetod

En möjlig felkälla till studien är att all datainsamling skedde efter *Liberation Day* den 2 april 2025, då volatiliteten på marknaden ökade kraftigt (JP Morgan, 2025). De turbulenta omständigheterna kan potentiellt ha påverkat analytiker av olika kön på olika sätt, exempelvis genom att vissa i högre utsträckning utfärdade nya eller reviderade tidigare rekommendationer. *Liberation Day* kan även ha påverkat studiens urval eftersom författarna potentiellt endast fångade rekommendationer från analytiker som har liknande riskaptit. Detta då de insamlade analytikerna har rekommendationer utfärdade på en turbulent marknad. Studiens resultat kan därför riskera att vara kontextbundet och svårt att generaliseras till mer normala marknadsförhållanden.

Antal rekommendationer per analytiker

Den beroende variabeln i analysen utgörs av andelen riskfyllda aktier per analytiker. En potentiell felkälla uppstår genom att denna andel i hög grad påverkas av antalet aktiva rekommendationer. För analytiker med få rekommendationer får enskilda beslut större genomslag, vilket kan snedvrider bilden av deras faktiska riskprofil.

Fåtal observationer och många förklarande variabler

Studien omfattar endast 60 analytiker, vilket begränsar den statistiska styrkan och ökar risken för överanpassning i regressionerna. Kombinationen av få observationer och relativt många kontrollvariabler kan innebära att resultaten i högre grad speglar urvalets specifika egenskaper snarare än generella samband. Detta begränsar även möjligheten att inkludera fler potentiellt viktiga förklarande variabler som redovisas i 6.2.

Styrkan på rekommendationerna

Metodologiskt begränsas studien även genom att endast positiva rekommendationer (*behåll*, *köp* och *stark köp*) inkluderats. Detta försvårar analysen av eventuella könsskillnader i

negativa rekommendationer, samtidigt som aggregeringen av olika positiva rekommendationstyper kan dölja nyanser i rekommendationernas styrka.

Självselektion

Slutligen bör möjligheten till självselektion beaktas. Det är tänkbart att individer med likartad riskprofil söker sig till analytikeryrket, oavsett kön. Detta skulle kunna förklara varför inga tydliga könsskillnader avseende riskaptit kan observeras i analysen.

6.2 Uteslutna variabler

Nedan presenteras ett antal förklarande variabler som potentiellt hade kunnat förbättra regressionsmodellerna och åtgärda misspecifikationen i regressionen avseende standardavvikelse. Data för dessa variabler har samlats in antingen i sin helhet eller till viss del, men av olika anledningar uteslöts de från studien.

Utbildning

En potentiellt relevant kontrollvariabel som uteslöts från studien är analytikernas utbildningsnivå. Variabeln hade kunnat fungera som en proxy för analytikernas teoretiska kunskapsnivå, exempelvis genom att mäta högsta avklarade utbildning inom ekonomi eller relevanta sektorspecifika områden. Valet att inte använda sig av denna kontrollvariabel gjordes eftersom det saknades data för samtliga analytiker, och att det indirekt kontrolleras för kunskap genom erfarenhet.

Befattning hos mäklarhuset

Analytikernas befattning hade varit intressant att analysera eftersom exempelvis juniora analytiker har incitament att göra karriär inom företaget och därmed ta på sig mer risk för att sticka ut. Datainsamlingen påbörjades men avbröts då analytikerna hade varierande befattnings titlar med oklara hierarkiska strukturer, vilket försvårade en konsekvent och jämförbar kategorisering. Vidare bedömdes även variabeln fångas indirekt av erfarenhet och analytikernas rankning.

Mäklarhus

Huruvida analytikernas arbetsplats systematiskt påverkar andelen riskfyllda aktier hade varit intressant att undersöka, exempelvis genom att jämföra större och mindre aktörer. Trots att

sådan information samlades in exkluderades variabeln, då den bedömdes ha begränsad påverkan på riskaptit och riskerade att bidra till överanpassning i regressionerna. Effekten inkluderades däremot delvis genom att klustra för mäklarhus i modellerna.

7. Studiens slutsatser

Syftet med studien var att undersöka i vilken utsträckning risktoleransen i positiva aktierekommendationer skiljer sig åt mellan manliga och kvinnliga aktieanalytiker, med kontroll för ålder, erfarenhet, rankning och branschbevakning.

Resultaten visar att kön i sig inte har någon statistiskt signifikant effekt på analytikers risktolerans, vilket innebär att nollhypotesen inte kan förkastas. Detta pekar på att när relevanta individfaktorer beaktas uppvisar manliga och kvinnliga analytiker likartad benägenhet att rekommendera riskfyllda aktier. Studien finner därmed inget stöd för att kön har en betydande effekt på riskapitet inom ramen för professionella aktierekommendationer.

Resultaten bör dock tolkas konservativt då studien är begränsad till ett fåtal observationer som samlades in under ett volatilt marknadstillstånd.

7.1 Förslag till framtida forskning

Framtida forskning kan vidareutveckla denna studie genom att tillämpa samma regressionsansats på ett större urval av aktieanalytiker och inkludera fler individrelaterade variabler. En mer strukturerad datainsamling, exempelvis genom enkäter riktade till analytiker inom ett begränsat antal mäklarhus, kan säkerställa att analytikerna verkar under liknande förutsättningar. Med enkäter kan även relevanta bakgrundsvariabler såsom ålder, yrkeserfarenhet, befattning och utbildningsnivå färdigställas mer korrekt.

Källförteckning

- Anderson, D. R., Sweeney, D. J., Williams, T. A., Camm, J. D., Cochran, J. J., Fry, M. J., Ohlmann, J. W., Freeman, J., & Shoesmith, E. (2024). *Statistics for business and economics* (6:e uppl.). Cengage Learning EMEA.
- Barber, B & Odean, T. (2001). Boys will be Boys: Gender, Overconfidence, and Common Stock Investment. <https://academic.oup.com/qje/article/116/1/261/1939000>
- Bartram, S.M., Brown, G. & Stulz, R.M. (2012). *Why Are U.S. Stocks More Volatile?*. The Journal of Finance, 67(4), s.1329–1370, <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2012.01749.x>
- Berk, J. & DeMarzo, P. (2024). *Corporate Finance*, 6:e upplaga, London: Pearson Education
- Bradshaw, Mark T. (2004). How Do Analysts Use Their Earnings Forecasts in Generating Stock Recommendations?. *The Accounting Review*, vol.79, no.1 s. 25-50, <https://www.jstor.org/stable/pdf/3203311.pdf>
- Buccioli, A., & Zarri, L. (2017). Do personality traits influence investors' portfolios?, *Journal of Behavioral and Experimental Economics*, vol. 68, pp.1–12, <https://doi.org/10.1016/j.socec.2017.03.001>
- Campbell, J.Y., Lettau, M., Malkiel, B.G. & Xu, Y. (2001). Have Individual Stocks Become More Volatile? An Empirical Exploration of Idiosyncratic Risk. *The Journal of Finance*, 56: 1-43. <https://www.google.com/url?q=https://doi.org/10.1111/0022-1082.00318&sa=D&source=docs&ust=1747916097613536&usg=AOvVaw1UU4WZz1w7RZV2XKIj4od> [Hämtad 2025-05-19]
- Capital IQ kundservice. Personlig kommunikation. 5 maj 2025.
- Chang, J.W., & Choi, H.M. (2017). Analyst Optimism and Incentives under Market Uncertainty. *Financial Review*, vol. 52, no. 3, s. 307-345, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/fire.12138>

Chevalier, J., & Ellison, G. (1998). Career Concerns of Mutual Fund Managers, *NBER Working Paper*, no. 6394, <https://doi.org/10.3386/w6394>

Cleary, S., Jona, J., Lee, G., & Shemesh, J. (2020). Underlying risk preferences and analyst risk-taking behavior, *Journal of Business Finance & Accounting*, vol. 47, no. 7–8, s. 949–981, <https://doi.org/10.1111/jbfa.12441>

Cont, Rama. (2001). Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, vol. 1, no. 2, s.223-226, <https://doi.org/10.1080/713665670>

Damodaran, A. (2025). *Betas by Sector (US)*.
https://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/New_Home_Page/datafile/Betas.html [Hämtad 10 maj 2025]

Dawson, C. (2023). Gender differences in optimism, loss aversion and attitudes towards risk. *British Journal of Psychology*, vol. 114, no. 4, s. 928-944, <https://doi.org/10.1111/bjop.12668>

Dwyer, P.D., Gilkeson, J.H. & List, J.A. (2002). Gender differences in revealed risk taking: evidence from mutual fund investors. *Economics Letters*, vol.76, no. 2, s. 151-302, [https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(02\)00045-9](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(02)00045-9)

Finansinspektionen. (2005). Konsumenten och rådgivningen.
https://www.fi.se/contentassets/77ba2e4b7461434e90f4168539e5bbcb/rapport2005_13.pdf
[Hämtad 2 maj 2025]

Finansinspektionen. (2023). Skillnader mellan mäns och kvinnors beteende på börsen..
<https://www.fi.se/contentassets/21a10d76e3f149aa95f62ecfeead9b60/fi-analys-42-kvinnors-och-mans-beteende-pa-borsen.pdf> [Hämtad 2 april 2025]

Gleason, Cristi A. & Lee, Charles M.C. (2003). Analyst Forecast Revisions and Market Price Discovery. *The Accounting Review*, vol. 78, no. 1, s.193-225, <https://www.jstor.org/stable/3203301>

Green, C., Jegadeesh, N. & Tang, Y. (2018). Gender and Job Performance: Evidence from Wall Street. *Financial Analysts Journal*, vol. 65, no. 6, s.65-78
<https://doi.org/10.2469/faj.v65.n6.1>

Hanson, M. (2025). College Enrollment & Student Demographic Statistics.
<https://educationdata.org/college-enrollment-statistics> [Hämtad 5 maj 2025]

Hong, H., Kubik, J. D., & Solomon, A. (2000). Security Analysts' Career Concerns and Herding of Earnings Forecasts. *The RAND Journal of Economics*, vol. 31, no. 1, s. 121–144.
<https://doi.org/10.2307/2601032>

Jeppson, N.H., Geiszler, M.C. & Salerno, D.F. (2018). Firm Credit Ratings and Financial Analyst Forecast Performance. *Economic and Business Review*. vol. 20, no. 3
<https://doi.org/10.15458/85451.69>

J.P. Morgan. (2025). Lessons from “Liberation Day”: A guide to tariffs,
<https://www.jpmorgan.com/insights/markets/top-market-takeaways/tmt-lessons-from-liberation-day-a-guide-to-tariffs> [Hämtad 2025-05-22]

Koenker, Roger & Hallock, Kevin F. (2001). Quantile Regression. *Journal of Economic Perspectives*. vol. 15, no. 4, s. 143-156,
<https://pubs.aeaweb.org/doi/pdfplus/10.1257/jep.15.4.143>

Kroll. (2023). Developing and Selecting CAPM Betas - A New Cost of Capital Navigator Module.
<https://www.kroll.com/-/media/kroll-images/pdfs/webinar-developing-selecting-capm-betas.pdf> [Hämtad 15 april 2025]

König, A. N. (2021). Domain-specific risk attitudes and aging—A systematic review. *Journal of Behavioral Decision Making*. vol. 34, no. 3, s. 359-378,
<https://doi.org/10.1002/bdm.2215>

Lui, D., Markov, S. & Tamayo, A. (2006). What Makes a Stock Risky? Evidence from Sell-Side Analysts' Risk Ratings. *Journal of Accounting Research*. vol. 45, no. 3, s. 629-665, <https://doi.org/10.1111/j.1475-679X.2007.00242.x>

Marinelli, N., Mazzoli, C. & Palmucci, F. (2017). How does gender really affect investment behaviour?. *Economics Letters*. vol. 151, s- 58-61
<https://doi.org/10.1016/j.econlet.2016.12.006>

Nickell, P., Perraudin, W. & Varotto, S. (2007). Ratings-based credit risk modelling: An empirical analysis. *International Review of Financial Analysis*. vol. 16, no. 5, s. 434-451
<https://doi.org/10.1016/j.irfa.2007.06.003>

Niessen, A. & Ruenzi, S. (2007) Sex Matters: Gender Differences in a Professional Setting.
https://doku.iab.de/veranstaltungen/2007/gala2007_niessen_ruenzi.pdf

Onyeaso, G. & Rogers, M. (2004). An Econometric Investigation of the Volatility and Market Efficiency of the U. S. Small Cap 600 Stock Index. *Quarterly Journal of Business and Economics*, vol. 43, no. 3, s. 139-155, <https://www.jstor.org/stable/40473388>

Partnoy, Frank. (2009). Overdependence on Credit Ratings was a Primary Cause of the Crisis. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1430653 [Hämtad 3 maj 2025]

Roger, Tristan. (2018). The coverage assignments of financial analysts. *Accounting and Business Research*, vol. 48, no. 1, s. 651-673.
<https://doi.org/10.1080/00014788.2017.1416452>

S&P Global. (2013). S&P Capital IQ Launches Tool to Assess the Default Risk of Public and Private Companies.
<https://press.spglobal.com/2013-10-07-S-P-Capital-IQ-Launches-Tool-to-Assess-the-Default-Risk-of-Public-and-Private-Companies> [Hämtad 2025-05-17] [Hämtad 20 april 2025]

S&P Global Market Intelligence. (2021). Probability of default and scoring models: Similarities and differences.

<https://www.spglobal.com/market-intelligence/en/news-insights/research/probability-of-default-and-scoring-models-similarities-and-differences> [Hämtad 20 april 2025]

S&P Global. (n.d). Understanding Credit Ratings.

<https://www.spglobal.com/ratings/en/about/understanding-credit-ratings> [Hämtad 2025-05-20] [Hämtad 20 april 2025]

Schubert, R., Brown, M., Gysler, M. & Brachinger, H.W. (1999). Financial Decision-Making: Are Women Really More Risk-Averse?. *The American Economic Review*, vol. 89, no. 2, s. 381-385. <https://www.jstor.org/stable/117140?seq=1>

Semenov, A. (2015). The small-cap effect in the predictability of individual stock returns. *International Review of Economics & Finance*, vol. 38, s.178-197, <https://doi.org/10.1016/j.iref.2015.02.020>

Smedts, K. & de Goeji, P. (2008). Gender differences among analyst recommendations. *Tilburg University*, vol. 1, no. 1, s. 1-37. <https://efmaefm.org/0efmameetings/efma%20annual%20meetings/2008-athens/papers/de%20goeij.pdf>

Suprina, R., Solikin, I., Purnomo, B.S. & Nurbaeti, N. (2023). GENDER AND INVESTMENT BEHAVIOR: A REVIEW AND BIBLIOMETRIC ANALYSIS. *Jurnal Penelitian Ilmu Manajemen*, vol. 8, no. 1, s. 35-47. <https://jurnalekonomi.unisla.ac.id/index.php/jpim/article/view/1543>

Svensk Värdepappersmarknad. (2025). Aktie- och derivatmarknaden. <https://svenskvardepappersmarknad.se/verksamheten/aktie-och-derivatmarknaden/> [Hämtad 11 april 2025]

Walczak, D. & Pieńkowska-Kamieniecka, S. (2018). Gender differences in financial behaviours. *Engineering Economics*, vol. 28, no. 1, s. 123-132. <https://doi.org/10.5755/j01.ee.29.1.16400>

Wooldridge, J. M. (2013). *Introductory econometrics: A modern approach* (5th ed.). Mason, OH: South-Western Cengage Learning.

Xi, L. (2002). Performance, Herding, and Career Concerns of Individual Financial Analysts. *Vanderbilt University*, vol. 1, no. 1, s. 1-52.
https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=300889

Yahoo Finance. (2025). *Sectors*. <https://finance.yahoo.com/sectors/> [Hämtad 11 april 2025]

Bilagor

Bilaga 1 - Capital IQ Excel-plugin

1. 2-årig Standardavvikelse =CIQ("Ticker";"IQ_PRICE_VOL_HIST_2YR"; ""; "Datum")
2. 1-årig Standardavvikelse =CIQ("Ticker";"IQ_PRICE_VOL_HIST_YR"; ""; "Datum")
3. 5-årig Beta =CIQ("ticker"; "IQ_BETA_5YR"; ""; "datum")
4. 2-årig Beta =CIQ("ticker"; "IQ_BETA_2YR"; ""; "datum")
5. Current assets =CIQ("ticker"; "IQ_TOTAL_CA"; ""; "datum")
6. Current liabilities =CIQ("ticker"; "IQ_TOTAL_CL"; ""; "datum")
7. Retained earnings =CIQ("ticker"; "IQ_RE"; ""; "datum")
8. Earnings before interest and taxes =CIQ("ticker"; "IQ_EBIT"; ""; "datum")
9. Total assets = CIQ("ticker"; "IQ_TOTAL_ASSETS"; ""; "datum")
10. Total liabilities =CIQ("ticker"; "IQ_TOTAL_LIAB"; ""; "datum")
11. Book value of equity =CIQ("ticker"; "TIQ_TOTAL_EQUITY"; ""; "datum")
12. Officiella kreditbetygbetyg =CIQ("ticker";"IIQ_SP_ISSUER_RATING"; ""; "datum")
13. Estimerat kreditbetyg =CIQ("ticker";"IQ_CM_SCORE"; ""; "datum")

Bilaga 2 - Transkript från Capital IQ:s kundservice 2025-05-05

Client: Hi, I'm looking for clarification on how exactly Capital IQ calculates historical volatility in the Excel Plug-In and Chart Builder.

Specifically, I'd like to know:

- Does the volatility calculation use adjusted close or raw close prices?
- Is one data point per trading day used in the calculation?
- Is the volatility based on log returns or arithmetic returns?
- Are there any additional adjustments (e.g., winsorization, smoothing, or holidays skipped)?

Shubhashish: Sure, Please give me a moment to have a look into it

Client: Thank you!

Shubhashish: Thank you for your patience,

As Capital IQ calculates historical volatility using the following methodology:

Price Type: The volatility calculation typically uses adjusted close prices. Adjusted close prices account for corporate actions such as stock splits and dividends, providing a more accurate reflection of the stock's value over time.

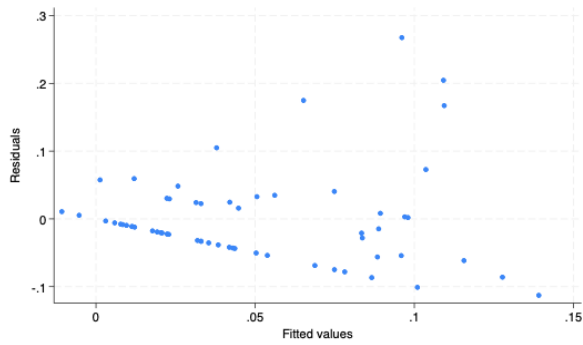
Data Points: The calculation generally uses one data point per trading day. This means that the daily closing price (adjusted close) is taken for each trading day to compute the volatility.

Return Type: The volatility is based on log returns rather than arithmetic returns. Log returns are preferred in financial analysis as they are time additive and can provide a more accurate representation of percentage changes over time.

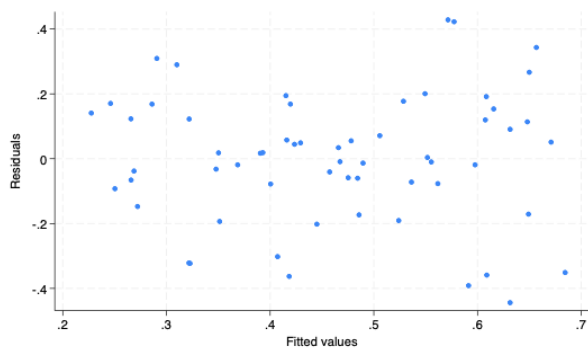
Additional Adjustments: Capital IQ may apply additional adjustments during the calculation process, such as winsorization (to limit the impact of extreme values) and smoothing techniques. The calculation typically accounts for holidays by skipping non-trading days, ensuring that only actual trading days are considered in the volatility calculation.

Bilaga 3 - Residualplott för samtliga regressioner

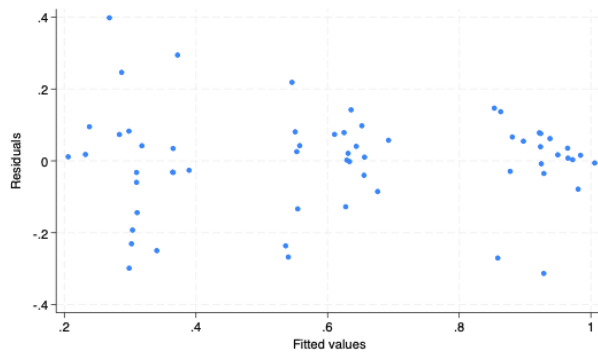
Standardavvikelse



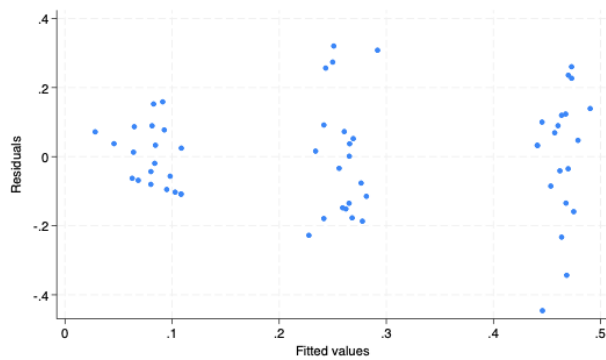
Beta



Z''-score



Kreditbetyg



Bilaga 4 - Multipla regressioner

Adjusted R^2 anges inte i stata efter klistringen på mäklarhusnivå och räknas därmed manuellt ut enligt formeln i Brooks (2019, s. 163)

Multipel regression Standardavvikelse, klustrat för Mäklarhus

Linear regression

Number of obs = 60

F(6, 29) = 2.35

Prob > F = 0.0571

R-squared = 0.2243

Root MSE = .0741

(Std. err. adjusted for 30 clusters in Mäklarhus)

STD	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
Kön	.0030966	.0194587	0.16	0.875	-.0367009	.042894
Ålder	.0019838	.0012339	1.61	0.119	-.0005397	.0045073
Erfarenhet	-.0018931	.0012782	-1.48	0.149	-.0045072	.000721
Rankning	-.0038396	.0245074	-0.16	0.877	-.0539628	.0462835
Sektor						
försörjning	.0534163	.0269756	1.98	0.057	-.001755	.1085876
hälso- och sjukvård	-.0256491	.0227556	-1.13	0.269	-.0721894	.0208913
_cons	-.0189127	.1013675	-0.19	0.853	-.2262325	.188407

Multipel regression Beta, klustrat för Mäklarhus

Linear regression		Number of obs	=	60		
		F(6, 29)	=	5.85		
		Prob > F	=	0.0004		
		R-squared	=	0.2988		
		Root MSE	=	.21116		
(Std. err. adjusted for 30 clusters in Mäklarhus)						
Beta	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
Kön	-.0842536	.0557735	-1.51	0.142	-.1983233	.029816
Ålder	.0004335	.0035674	0.12	0.904	-.0068626	.0077295
Erfarenhet	.0010469	.004278	0.24	0.808	-.0077026	.0097964
Rankning	.0988755	.0561945	1.76	0.089	-.0160552	.2138062
Sektor						
försörjning	-.145756	.0745338	-1.96	0.060	-.2981947	.0066827
hälso- och sjukvård	-.3176042	.0662742	-4.79	0.000	-.4531501	-.1820583
_cons	.25746	.2885465	0.89	0.380	-.3326839	.8476039

Multipel regression Z''-score, klustrat för Mäklarhus

Linear regression

Number of obs = 60

F(6, 29) = 91.06

Prob > F = 0.0000

R-squared = 0.7795

Root MSE = .14543

(Std. err. adjusted for 30 clusters in Mäklarhus)

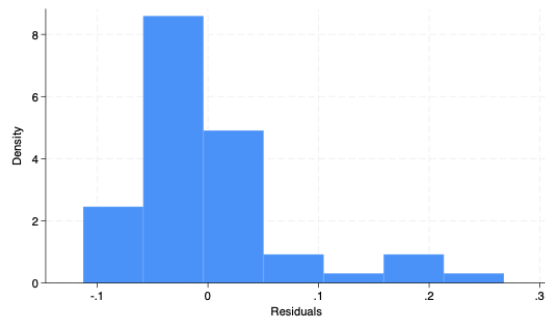
Zscore	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
Kön	.0744778	.039014	1.91	0.066	-.0053149	.1542704
Ålder	.0008375	.0029443	0.28	0.778	-.0051842	.0068592
Erfarenhet	.0040126	.0029667	1.35	0.187	-.002055	.0100803
Rankning	.0023401	.0633971	0.04	0.971	-.1273215	.1320017
Sektor						
försörjning	.6398299	.0432442	14.80	0.000	.5513856	.7282742
hälso- och sjukvård	.330639	.0384907	8.59	0.000	.2519168	.4093613
_cons	.1640995	.2109573	0.78	0.443	-.2673567	.5955556

Multipel regression kreditbetyg, klustrat för Mäklarhus

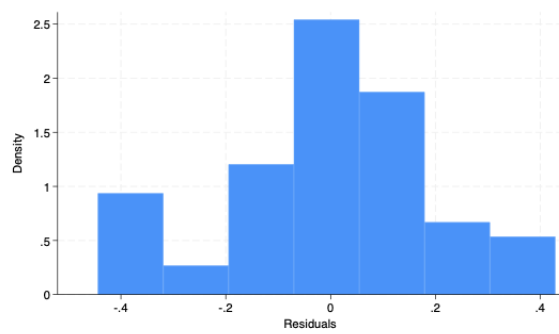
Linear regression		Number of obs	=	60		
		F(6, 29)	=	18.98		
		Prob > F	=	0.0000		
		R-squared	=	0.5120		
		Root MSE	=	.16296		
(Std. err. adjusted for 30 clusters in Mäklarhus)						
Kreditbetyg	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
Kön	.0149924	.041667	0.36	0.722	-.0702261	.1002109
Ålder	.0001414	.0041667	0.03	0.973	-.0083804	.0086631
Erfarenhet	-.0003883	.0041094	-0.09	0.925	-.008793	.0080164
Rankning	.0356818	.0419334	0.85	0.402	-.0500815	.1214452
Sektor						
försörjning	-.1889174	.0529112	-3.57	0.001	-.2971329	-.0807018
hälso- och sjukvård	.1841209	.0639723	2.88	0.007	.0532829	.3149588
_cons	.1251723	.2101728	0.60	0.556	-.3046792	.5550239

Bilaga 5 - Histogram över residualer

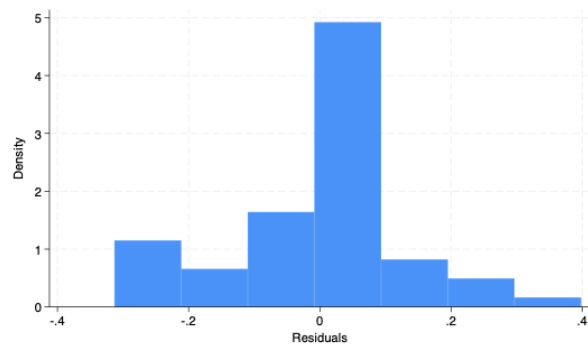
Standardavvikelse



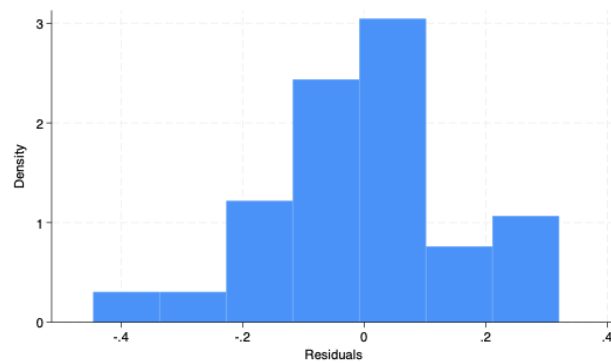
Beta



Z''-score



Kreditbetyg



Bilaga 6 - Korrelationsmatris

(obs=60)

	STD	Beta	Zscore	Kredit~g	Kön	Ålder	Erfare~t	Rankning
STD	1.0000							
Beta	0.1808	1.0000						
Zscore	0.2181	-0.1663	1.0000					
Kreditbetyg	-0.0416	0.0973	-0.3004	1.0000				
Kön	0.0705	-0.1948	0.1536	0.0014	1.0000			
Ålder	0.1155	0.1440	-0.0743	-0.0318	0.0567	1.0000		
Erfarenhet	-0.1171	0.2144	-0.1679	-0.0576	-0.1063	0.4182	1.0000	
Rankning	-0.0495	-0.0317	0.1724	0.2309	-0.0788	0.0469	-0.1473	1.0000

Bilaga 7 - Ramsey reset

Standardavvikelse

Ramsey RESET test for omitted variables

Omitted: Powers of fitted values of **STD**

H0: Model has no omitted variables

$F(3, 50) = 3.40$

Prob > F = 0.0248

Beta

Ramsey RESET test for omitted variables

Omitted: Powers of fitted values of **Beta**

H0: Model has no omitted variables

$F(3, 50) = 1.22$

Prob > F = 0.3113

Z''-score

Ramsey RESET test for omitted variables

Omitted: Powers of fitted values of **Zscore**

H0: Model has no omitted variables

$F(3, 50) = 0.72$

Prob > F = 0.5455

Kreditbetyg

Ramsey RESET test for omitted variables

Omitted: Powers of fitted values of **Kreditbetyg**

H0: Model has no omitted variables

$F(3, 50) = 0.77$

Prob > F = 0.5142