



**CHALMERS**

# Är grönt det nya svarta?

En kvantitativ studie av värdering och finansiell prestation i svenska uppstartsbolag.

Kandidatarbete inom Industriell ekonomi

MARIA BUDDEBERG  
HAMPUS EVALDSSON  
JOHANNES JOHANSSON

SIGGE MOBERG  
ALBIN OLSSON  
RUTH ÖBERG

**INSTITUTIONEN FÖR TEKNIKENS EKONOMI OCH ORGANISATION  
AVDELNINGEN FÖR ENTREPRENÖRSKAP OCH STRATEGI**

---

CHALMERS TEKNISKA HÖGSKOLA  
Göteborg, Sverige 2025  
[www.chalmers.se](http://www.chalmers.se)  
Kandidatarbete TEKX18-25-15



## Är grönt det nya svarta?

En kvantitativ studie av värdering och finansiell prestation i svenska uppstartsbolag

## Is green the new black?

A quantitative study of valuation and financial performance in Swedish startups

MARIA BUDDEBERG  
HAMPUS EVALDSSON  
JOHANNES JOHANSSON

SIGGE MOBERG  
ALBIN OLSSON  
RUTH ÖBERG

Är grönt det nya svarta?

En kvantitativ studie av värdering och finansiell prestation i svenska uppstartsbolag

MARIA BUDDEBERG  
HAMPUS EVALDSSON  
JOHANNES JOHANSSON

SIGGE MOBERG  
ALBIN OLSSON  
RUTH ÖBERG

© MARIA BUDDEBERG, 2025  
© HAMPUS EVALDSSON, 2025  
© JOHANNES JOHANSSON, 2025

© SIGGE MOBERG, 2025  
© ALBIN OLSSON, 2025  
© RUTH ÖBERG, 2025

Kandidatarbete TEKX18-25-15  
Teknikens ekonomi och organisation  
Chalmers tekniska högskola  
412 96 Göteborg  
Sverige  
Telefon + 46 (0)31-772 1000

Göteborg, Sverige 2025  
Gothenburg, Sweden 2025

Är grönt det nya svarta?

En kvantitativ studie av värdering och finansiell prestation i svenska uppstartsbolag

MARIA BUDDEBERG      SIGGE MOBERG  
HAMPUS EVALDSSON    ALBIN OLSSON  
JOHANNES JOHANSSON   RUTH ÖBERG

Department of Technology Management and Economics  
Chalmers University of Technology

## SUMMARY

### **Problem**

Climate change demands urgent and large-scale investments in innovative technologies. Greentech startups are seen as key drivers of this transition, but their financial viability and value, in terms of market capitalization, remain debated. A substantial share of private capital in Sweden is directed toward startups with sustainability based business models, yet there is limited empirical knowledge on whether such investments are justified from a financial standpoint. Uncertainties surrounding valuation methods, lack of standardized sustainability data, and unclear links between sustainability profiles and financial performance complicate both capital allocation and policy design.

### **Aim**

The aim of this study is to investigate whether the valuation of Swedish greentech startups is justified from a financial perspective. By comparing greentech startups to conventional startups in terms of both valuation and financial performance, the study seeks to improve understanding of how venture capital actors assess climate impact and whether current methods for evaluating such impact are appropriate.

### **Theoretical framework**

The study draws on valuation theory and literature in sustainable finance, with a focus on how ESG factors are integrated into investment decisions. Prior research highlights the challenges of assessing climate impact financially, particularly for early stage greentech firms. The study also builds on quantitative research methodology to ensure validity in model specification, sampling, and statistical assumptions.

### **Method**

A quantitative research design is employed, using multiple linear regression (MLR) on cross-sectional data from 70 Swedish startups active between 2020 and 2023. The sample is divided into greentech and non-greentech firms. Three separate regression models are specified: one with company valuation as the dependent variable, and two with financial performance as dependent variable, measured through revenue growth (CAGR) and profitability (EBITDA), respectively. All models include firm specific controls such as age, size, and sector.

### **Results and Implications**

The results show that greentech startups are valued significantly higher than their non-greentech counterparts. However, this valuation premium is not supported

by stronger financial performance. No statistically significant difference in revenue growth (CAGR) is observed between the groups, while profitability, measured as EBITDA, is clearly lower among greentech firms. The analysis emphasizes the importance of increased standardization and transparency in sustainability data. A lack thereof could lead to inaccurate valuations and subsequently inefficient capital allocation. The study highlights the necessity of further developing current valuation methods to incorporate sustainability factors, potentially enhancing investment decisions and further contributing to the climate transition.

**Keywords:** climate technology, startups, company valuation, financial performance, ESG, sustainable finance, investor expectations

**JEL Classifications:** G24, Q56, M13, G32

**Note:** The report is written in Swedish.

## SAMMANFATTNING

### Problem

Klimatförändringarna kräver omedelbara och omfattande investeringar i innovativa teknologier. Uppstartsbolag inom klimatteknik betraktas som centrala aktörer i denna omställning, men deras finansiella bärkraft och marknadsvärde är fortsatt omdebatterade. En betydande andel av det privata kapitalet i Sverige riktas mot uppstartsbolag vars affärsmodeller bygger på hållbarhet, men det saknas empirisk kunskap om huruvida dessa investeringar är finansiellt motiverade. Osäkerheter kring värderingsmetoder, brist på standardiserade hållbarhetsdata och otydliga samband mellan hållbarhetsprofil och finansiell prestation försvårar både kapitalallokering och utformning av policy.

### Syfte

Syftet med denna studie är att undersöka huruvida värderingen av svenska uppstartsbolag inom klimatteknik är befogad ur ett finansiellt perspektiv. Genom att jämföra klimatteknikbolag med övriga uppstartsbolag avseende både värdering och finansiell prestation, syftar studien till att öka förståelsen för hur riskkapitalaktörer bedömer klimatnytta samt om nuvarande metoder för att utvärdera sådan nytta är ändamålsenliga.

### Teoretiskt ramverk

Studien tar sin utgångspunkt i värderingsteori och litteratur om hållbar finansiering, med särskilt fokus på hur ESG-faktorer integreras i investeringsbeslut. Tidigare forskning lyfter svårigheterna med att finansiellt bedöma klimatnytta, särskilt i tidiga faser av klimatteknikbolag. Studien vilar även på etablerad metodlitteratur inom kvantitativ analys, särskilt gällande urvalskvalitet, modellvalidering och statistiska antaganden i regressionsmodeller.

### Metod

Studien har en kvantitativ forskningsansats och använder multipel linjär regression (MLR) på tvärsnittsdata från 70 svenska uppstartsbolag verksamma under perioden 2020–2023. Urvalet delas in i klimatteknikbolag respektive icke-klimatteknikbolag. Tre separata regressionsmodeller specificeras: en med bolagsvärdering som

beroende variabel, samt två med finansiell prestation som beroende variabel, mätt genom omsättningstillväxt (CAGR) respektive lönsamhet (EBITDA). Samtliga modeller inkluderar kontrollvariabler såsom ålder, storlek och sektor.

### **Resultat och implikationer**

Resultaten visar att klimatteknikbolag värderas signifikant högre än jämförbara icke-klimatteknikbolag. Denna värderingspremie stöds dock inte av en starkare finansiell prestation. Ingen statistiskt signifikant skillnad i omsättningstillväxt (CAGR) observeras mellan grupperna, samtidigt som lönsamheten, mätt som EBITDA, är tydligt lägre för klimatteknikbolag.

Analysen understryker vikten av ökad standardisering och transparens i hållbarhetsdata. Avsaknaden av detta riskerar att leda till felaktiga värderingar och ineffektiv kapitalallokering. Studien framhåller därmed behovet av att vidareutveckla värderingsmetoder som på ett systematiskt sätt kan integrera hållbarhetsfaktorer, i syfte att stärka investeringsbeslut och därigenom bidra till klimatomställningen.

**JEL-klassificering:** G24, Q56, M13, G32

**Nyckelord:** klimatteknik, uppstartsbolag, bolagsvärdering, finansiell prestation, ESG, hållbar finansiering, investerarförväntningar

**Notera:** Rapporten är skriven på svenska



## **Acknowledgments**

We would like to express our sincere gratitude to our supervisor, Christer Ljungwall, for his valuable support and guidance throughout this project.

We also wish to sincerely thank Albin Aronsson for generously supporting us with the Eivora database, which made it possible to complete this thesis.



# Innehållsförteckning

<b>1</b>	<b>Inledning</b>	<b>1</b>
1.1	Bakgrund	2
1.1.1	Risikkapitalets och uppstartsbolagens roller i klimatomställningen	2
1.1.2	Det unika svenska landskapet för uppstartsbolag	3
1.1.3	Hållbarhetsdriven kapitalfördelning inom svenska uppstartssektorn	4
1.1.4	Svårigheter i finansiell värdering av uppstartsbolag inom klimatteknik	4
1.1.5	Bristande koordinering och standardisering av hållbarhetsdata	6
1.1.6	Utmaningar i att fastställa sambandet mellan hållbarhetsprofil och finansiell prestation i uppstartsbolag	6
1.1.7	Studiens relevans och bredare kontext	7
1.2	Syfte och frågeställning	9
1.3	Avgränsningar	9
<b>2</b>	<b>Hypoteser</b>	<b>11</b>
2.1	Hypotes 1 - Bolagsvärdering	11
2.2	Hypotes 2 - Finansiell prestation	11
2.3	Förväntade resultat och användning	11
<b>3</b>	<b>Metod</b>	<b>14</b>
3.1	Datainsamling	14
3.2	Urvalsmetodik	15
3.3	Datavalidering och urvalskontroll	16
3.3.1	Deskriptiv statistik	17
3.4	Regressionsmetodik och variabler	18
3.4.1	Metodik för OLS-regression	18
3.4.2	Variabler	20
3.4.3	Regressionsmodell för bolagsvärdering	24
3.4.4	Regressionsmodeller för finansiell prestation	24
3.4.5	Tillämpning av OLS-regression i Python	25

<b>4</b>	<b>Resultat</b>	<b>26</b>
4.1	Bolagsvärdering - modell 1	26
4.2	Finansiell prestation - modell 2 och 3	28
4.2.1	Regression med CAGR som beroende variabel - modell 2	28
4.2.2	Regression med EBITDA som beroende variabel - modell 3	29
4.3	Statistiska tester	30
<b>5</b>	<b>Analys och diskussion</b>	<b>32</b>
5.1	Diskussion av regressionsmodellen som undersöker värdering	32
5.2	Diskussion av regressionsmodellerna som undersöker finansiell prestation	33
5.3	Teoretiska bidrag och praktiska implikationer	34
5.3.1	Ett förändrat investeringsklimat för riskkapital i klimatteknik	35
5.3.2	Nya krav på uppstartsbolag inom klimatteknik	36
5.3.3	Behovet av global samordning och transparens för investeringar i klimatteknik	36
5.4	Studiens begränsningar	37
5.4.1	Subjektivitet i bedömning av klimatteknik	37
5.4.2	Val av finansiella nyckeltal	38
5.4.3	Urvalskriterier och representativitet	38
5.4.4	Urvalsstorlek och tidsperiod	39
5.4.5	Kontextuella begränsningar	39
5.4.6	Modellernas begränsningar	40
5.5	Slutsatser	41
	<b>Bilagor</b>	<b>49</b>
	<b>A Dataanalys</b>	<b>49</b>
A.1	Residualanalys	49
A.1.1	Normalfördelning av residualer	49
A.1.2	Homoskedasticitet	52
A.1.3	Autokorrelation	54
A.2	Kollinearitet och korrelation	56

<b>B Databearbetning</b> . . . . .	<b>60</b>
B.1 Log-transformation . . . . .	61
B.2 Cooks-distans . . . . .	63
<b>C Dataset och Pythonkod</b> . . . . .	<b>63</b>

# 1 Inledning

Antropocentrisk påverkan på klimatet har idag nått nivåer som aldrig tidigare observerats, samtidigt som de globala växthusgasutsläppen fortsätter att öka. Klimatomställningen utgör ett tektoniskt skifte i globala ekonomiska och teknologiska system och i detta har stor förväntan riktats mot innovativa klimatåtgärder som viktiga lösningar. Uppstartsbolag inom klimatteknik bedöms spela en avgörande roll i att driva denna omställning genom att realisera innovativa klimatåtgärder med nytänkande tekniker och affärsmodeller.

Dessa uppstartsbolag har väckt betydande intresse från riskkapitalaktörer, som i första hand motiveras av finansiell avkastning och ser stor ekonomisk potential i bolagen på grund av det stora och växande marknadsbehovet som bolagen förväntas möta. Allt större mängder riskkapital har därmed allokerats till uppstartsbolag inom klimatteknik, i synnerhet i Sverige, där en exceptionellt stor andel av riskkapitalet riktats mot hållbarhetsinriktade uppstartsbolag.

Det råder dock osäkerheter om de höga förväntningarna på uppstartsbolag inom klimatteknik faktiskt återspeglas i deras finansiella prestation. I närtid har ett flertal högt ansedda uppstartsbolag inom klimatteknik mött motvind i form av finansiella svårigheter, förändrade marknadsförutsättningar, svårigheter med uppskalning av verksamheten och förseningar i produktion och försäljning. Dessa finansiella utmaningar har bidragit till ett försvagat investerarförtroende och osäkerhet kring bolagens framtider.

På grund av svårigheter i att värdera uppstartsbolag generellt och klimatteknik i synnerhet, i kombination med bristande koordinering och transparens i klimatdata, är dessa bolag särskilt utmanande att utvärdera. Detta kan snedvrída investeringslandskapet och leda till en ineffektiv kapitalallokering, vilket i förlängningen riskerar att urholka den gröna finansieringen och försvaga dessa uppstartsbolags förutsättningar för långsiktig framgång. Därmed väcks i sin tur frågor om huruvida dagens verktyg, incitament och aktörer är ändamålsenliga för att ta till vara på dessa nödvändiga lösningar i arbetet med att möta klimatkrisen.

Denna studie undersöker om, och hur, värdering och finansiell prestation samvarierar i svenska uppstartsbolag över tid. Genom att jämföra uppstartsbolag inom klimatteknik och övriga uppstartsbolag syftar studien till att pröva om det starka svenska fokuset på hållbarhetsinnovation är ekonomiskt motiverat.

## **1.1 Bakgrund**

Detta kapitel framför riskkapitalets och uppstartsbolagens betydelse för klimatomställningen samt deras ömsesidiga beroende. Därefter presenteras tre huvudsakliga skäl till varför värdering av uppstartsbolag inom klimatteknik är särskilt utmanande. Kapitlet avslutas med en motivering till studiens relevans i en bredare kontext.

### **1.1.1 Riskkapitalets och uppstartsbolagens roller i klimatomställningen**

De globala utsläppen nådde en ny rekordnivå på 57,1 gigaton koldioxidequivaler under 2023, rapporterar Olhoff m. fl. (2024) i Förenta Nationernas miljöprogram årsrapport för 2024. För att hålla den globala uppvärmningen under 1,5°C krävs nu att utsläppen minskar med 7,5 % årligen till 2035. De nuvarande klimatlöftena ligger långt ifrån dessa nivåer, vilket innebär att världen i bästa fall är på väg mot en global uppvärmning på 2,6°C under detta århundrade, ett scenario som skulle medföra omfattande konsekvenser för planeten.

Det krävs en global mobilisering i en omfattning och takt aldrig tidigare bevitnad för att realisera denna omställning. I detta ingår att investeringar i utsläppsminskningar måste öka åtminstone sexfaldigt, vilket måste stödjas av reformer av den globala finansiella strukturen och kräver starkt engagemang från den privata sektorn (Olhoff m. fl., 2024). Internationella valutafonden IMF (2023) uppger att omkring 5 biljoner USD behöver investeras globalt i klimatåtgärder årligen fram till 2030 för att nå nettonollutsläpp till 2050, varav 80-90 % av detta behöver komma från privat kapital.

Dobrynina m. fl. (2024) betonar att uppstartsbolag inom klimatteknik spelar en central

roll i omställningen till en hållbar ekonomi. Genom nyskapande teknik och innovativa affärsmodeller tillhandahåller de konkreta klimatåtgärder och utsläppsminskningar som krävs för att nå globala klimatmål. Därigenom framträder dessa innovativa företag som väsentliga förändringsaktörer i att motverka klimatkrisen och bidrar till en rad ekonomiska aktiviteter som prioriterar hållbarhet. Encyclopedia Britannica (2025) förklarar att uppstartsbolag är unga, innovativa företag som kännetecknas av stor tillväxtambition och med avsikt att skapa en konkurrenskraftig, skalbar affärsmodell med internationell potential. Uppstartsbolag har i allmänhet höga initiala utvecklingskostnader men genererar sällan intäkter i tidiga stadier, vilket gör att extern finansiering är nödvändig. Tillväxtstrategin bygger ofta på att få en stark marknadsposition innan företaget blir lönsamt, vilket kräver mycket kapital.

Riskkapital möjliggör snabb expansion för uppstartsbolag genom att erbjuda finansiella resurser i utbyte mot befintliga eller framtida ägarandelar i bolaget. Eftersom uppstartsbolag är förenade med stora osäkerheter har riskkapitalinvesteringarna en hög riskprofil. Samtidigt är den potentiella uppsidan vid en lyckad investering stor. (Encyclopedia Britannica, 2025) Således framträder uppstartsbolagen som viktiga mottagare av det privata kapital som enligt internationella bedömningar måste mobiliseras för att möjliggöra en snabb och effektiv klimatomställning (IMF, 2023; Olhoff m. fl., 2024)

### **1.1.2 Det unika svenska landskapet för uppstartsbolag**

Det svenska landskapet för innovation och uppstartsbolag är världsunikt. Enligt *Sweden Tech Report 2023* (2024), en årlig rapport från flera svenska innovationsmyndigheter, är Sverige erkänt som ett av världens mest innovativa länder och placerar sig konsekvent högt i årliga internationella rankningar. År 2022 rankades Sverige som nummer ett i European Innovation Scoreboard och som nummer tre i Global Innovation Index. Enligt Fulton och Mukherjee (2021) är Sverige hemvist för några av Europas största teknikbolag och Stockholm är, efter Silicon Valley i USA, den stad i världen med flest enhörningar per capita, det vill säga uppstartsbolag värderade till över 1 miljard dollar. Vidare förklarar Fulton och Mukherjee (2021) att Sverige har den

högsta överlevnadsgraden för uppstartsbolag efter tre år globalt, på 74 %.

Den bördiga jorden för uppstartsbolag i Sverige förklaras delvis i nätverkseffekter och positiva kedjereaktioner, men framför allt av Sveriges goda tillgång till riskkapital. Sverige rankas högst i Europa i riskkapitalinvestering per capita, vilket skapar mycket gynnsamma förutsättningar för uppstartsbolag att attrahera världsledande kompetens och skala sina innovationer globalt. Trots det volatila ekonomiska världsläget lyckades svenska uppstartsbolag attrahera riskkapitalinvesteringar till ett totalt värde av 4,7 miljarder euro under 2023, vilket fortsätter en mångårig uppåtgående trend och placerar Sverige på fjärde plats i Europa vad gäller totalt inflöde av riskkapital. (*Sweden Tech Report 2023, 2024*)

### **1.1.3 Hållbarhetsdriven kapitalfördelning inom svenska uppstartssektorn**

Anmärkningsvärt är att nästan 75 % av de totala riskkapitalinvesteringarna i Sverige 2023 togs in av uppstartsbolag vars affärsmodell har positiv samhälls- eller miljöpåverkan som en integrerad och affärskritisk del av verksamheten (*Sweden Tech Report 2023, 2024*). Rapporten lyfter detta som ett av de absolut starkaste områdena för svenska uppstartsbolag och understryker att dessa bolag direkt svarar på globala utmaningar med stor potential. Vidare framgår att över 580 svenska uppstartsbolag direkt arbetar med att lösa klimat- och samhällsutmaningar. Dessa bolag stöds i sin tur av flera av Sveriges största statliga och privata riskkapitalaktörer, som i huvudsak, eller i vissa fall uteslutande, investerar i uppstartsbolag med tydlig positiv samhälls- eller miljöpåverkan (Almi, 2023; Norrsken VC, 2025).

### **1.1.4 Svårigheter i finansiell värdering av uppstartsbolag inom klimatteknik**

Enligt Golub m. fl. (2022) är de två dominerande finansiella värderingsmetoderna av bolag multipelvärdering och diskonterad kassaflödesanalys, vilka är rent kvantitativa. Metoderna bygger på jämförelse med liknande bolag på marknaden respektive prognostisering av företagets framtida kassaflöden (Andersson & Arnberg, 2014). Enligt Damodaran (2009) är båda värderingsmetoder tillämpbara för etablerade,

stabila företag men ter sig problematiska för uppstartsföretag. Uppstartsbolags framtida tillväxt är mycket svåröversäglig och dess unika natur gör jämförelser svåra. Potentiellt negativa kassaflöden gör vissa multipelvärderingar missvisande och bågge värderingsmodeller misslyckas med att omfatta ett företags immateriella tillgångar, vilket är en betydande del för värderingen av ett uppstartsföretag.

Hoff (2012) understryker svårigheterna med att värdera bolag inom klimatteknik. Eftersom teknologier och marknadsförhållanden för klimatteknik är snabbt föränderliga är det svårt att förutsäga framtida kassaflöden och tillväxt, vilka är avgörande i kvantitativa värderingsmodeller. Klimattekniska bolag verkar vanligen i hårt reglerade miljöer som i hög grad påverkas av statliga riktlinjer. Detta medför att förändringar i regelverk kan ha stor inverkan på dessa företags lönsamhet och överlevnadsförmåga, vilket tillför ytterligare ett lager av risk vid värdering. Vidare förklarar Hoff (2012) att klimatteknik generellt kräver betydande kapitalinvesteringar för att utveckla och implementera teknologier, där initiala kostnader för forskning, utveckling och infrastruktur kan vara mycket höga. Dessa höga investeringar komplicerar värdering ytterligare.

Utmaningarna med att värdera uppstartsbolag inom klimatteknik framträder tydligt i det svenska riskkapitallandskapet. *Almi Invest Greentech*, en statligt ägd riskkapitalfond och en av de ledande investerarna inom klimatteknik i Norden, investerar uteslutande i uppstartsbolag inom klimatteknik. Fonden uttrycker ett tydligt behov av ett standardiserat ramverk för att integrera klimatnytta i värderingsmodeller. Enligt fonden utgör klimatnytta en central komponent i investeringsbesluten, men värderingen sker i dagsläget huvudsakligen på kvalitativ grund, vilket leder till utmaningar i att säkerställa jämförbarhet och objektivitet i värderingsprocessen (personlig kommunikation, 5 februari 2025).

Även *Norrskan VC*, ett ledande privat svenskt riskkapitalbolag med fokus på hållbarhet, uppvisar en kvalitativ metod för värdering av klimatrisk. I deras publikt tillgängliga mall för klimatriskbedömning ingår subjektiva uppskattningar och kvalitativa resonemang som underlag i värderingsprocessen (Norrskan VC, 2025).

### **1.1.5 Bristande koordinering och standardisering av hållbarhetsdata**

Trots det ökade intresset för hållbarhetsrelaterade investeringar lyfter Whelan m. fl. (2021) en omfattande brist på koordinering och standardisering inom hållbarhetsområdet. Avsaknaden av enhetliga definitioner, mätmetoder och rapporteringsramverk försvårar jämförbarheten mellan bolag och begränsar möjligheterna att fatta välgrundade investeringsbeslut baserat på hållbarhetsdata. Likaså lyfter IMF (2023) bristen på standardiserad klimatdata, taxonomier och transparens i klimatinvesteringar, då många investeringar fortfarande är kvalitativt bedömda snarare än kvantifierade. Givet det privata kapitalets avgörande roll i den gröna omställningen är det kritiskt att det finns högkvalitativ och tillförlitlig data att tillgå. Detta för att bedöma och prissätta risker och möjligheter och därmed fatta välgrundade investeringsbeslut.

### **1.1.6 Utmaningar i att fastställa sambandet mellan hållbarhetsprofil och finansiell prestation i uppstartsbolag**

Utöver utmaningarna med att värdera uppstartsbolag med klimatnytta finns en osäkerhet kring hur väl bolagen presterar över tid. Sambandet mellan ekonomisk och miljömässig prestation i företag generellt är väl utforskat i vetenskaplig litteratur och visar en övervägande positiv samvariation. Det är betydligt mindre känt hur detta samband ser ut i den särskilda kontexten av uppstartsbolag.

Whelan m. fl. (2021) har i en omfattande metaanalys undersökt sambandet mellan framstående hållbarhetsmål inom miljö (E), samhälle (S) och bolagsstyrning (G), gemensamt förkortat *ESG*, och finansiell prestation i över 1000 studier mellan 2015–2020 och bekräftar att majoriteten av analyserna identifierar positiva effekter av ESG både för investeringsportföljer och enskilda företags finansiella prestation, där aktivt klimatfokus särskilt visar bättre förutsättningar för långsiktig tillväxt. Det understryks att de finansiella fördelarna förstärks över längre tidshorisonter och att ESG-fokuserade företag tenderar att uppvisa högre motståndskraft i tider av ekonomisk eller samhällelig kris. Rapporten framhåller däremot inga specifika insikter om

uppstartsbolag och tidiga företagsfaser, vilket begränsar resultatens applicerbarhet för denna särskilda och dynamiska företagsgrupp.

Gällande uppstartsbolag visar Linder m. fl. (2013) en signifikant negativ samvariation mellan miljöinriktning och ekonomisk prestation i form av vinstmarginal för svenska småbolag inom klimatteknik, jämfört med kontrollgruppen. Mansouri och Momtaz (2022) argumenterar för att uppstartsbolag med framstående hållbarhetsmål inom ESG, attraherar finansiering till högre värderingar, men tenderar att underpresterar i avkastning efter finansieringen. Det råder dock en brist på empiriska studier som undersöker sambandet mellan hållbarhetsfokus och finansiell prestation i uppstartsbolag specifikt (Linder m. fl., 2013), särskilt sådana som är aktuella och behandlar den svenska kontexten. Detta identifieras som ett tydligt kunskapsgap, givet de unika förutsättningarna som denna studie ämnar att behandla.

### **1.1.7 Studiens relevans och bredare kontext**

Morgan Stanley (2024) rapporterar att intresset för hållbara investeringar är rekordstort och växande i Europa, där 85 % av investerarna uttrycker ett aktivt intresse för området. Finansiell avkastning är fortsatt den främsta prioriteten hos investerare globalt, och unikt i Europa är att just förväntad avkastning är den främsta drivkraften bakom intresset för hållbara investeringar. Omkring 80 % av investerare menar att det går att förena lönsamhet med hållbarhet, och över 70 % tror att ett starkt hållbarhetsfokus kan bidra till högre avkastning.

Trots den starka tilltron till hållbara investeringar är investerare fortsatt bekymrade över bristande transparens, standardisering och mätbarhet i hållbarhetsdata, vilket försvårar välgrundade investeringsbeslut (Morgan Stanley, 2024). Som tidigare beskrivet finns uppenbart en särskild utmaning att värdera uppstartsbolag generellt och i synnerhet de inom klimatteknik. Samtidigt kvarstår stora osäkerheter kring hur hållbarhetsfaktorer faktiskt påverkar finansiell avkastning över tid, vilket ytterligare försvårar investerares möjlighet att bilda sig en tillförlitlig uppfattning.

Samtidigt har flera tungt riskkapitalfinansierade och högprofilerade uppstartsbolag

inom klimatteknik i Norden på senare tid mött betydande motgångar, däribland finansiella svårigheter, produktionsförseningar och inställda projekt. Detta har bidragit till ett skiftande investerarsentiment, där flera prominenta investerare har uttryckt en framväxande försiktighet och en ökad oro för en möjlig grön investeringsbubbla. (EIFO, 2024)

I ljuset av detta blir det centralt att bättre förstå sambandet mellan uppstartsbolags hållbarhetsprofil, värdering och faktisk finansiell prestation, särskilt i den svenska kontexten där andelen riskkapital allokerat till uppstartsbolag med hållbarhetsfokus är exceptionellt hög. Ytterst krävs att dessa investeringar också är ekonomiskt hållbara för att vara långsiktigt gångbara. Om det saknas samvariation mellan värdering och faktisk finansiell prestation riskerar det på sikt att underminera investerarförtroendet och leda till en snedvridning i kapitalallokeringen. Detta skulle i längden hämma utvecklingen av verkningsfulla klimatåtgärder.

Rapportens resultat bidrar till förståelsen för om och hur uppstartsbolag inom klimatteknik i en svensk kontext faktiskt genererar finansiell avkastning över tid, för att undersöka om dess värdering långsiktigt är befogad. Analysen genomförs som en jämförelse mellan uppstartsbolags värdering och finansiella prestation över tid med en kontrollgrupp bestående av svenska uppstartsbolag som inte är verksamma inom hållbarhet eller klimatteknik. Vidare aktualiseras frågan om dagens investeringspraxis har ändamålsenliga verktyg för att utvärdera dessa bolag på ett rättvisande sätt samt om dessa uppstartsbolag har tillgång till adekvata förutsättningar för att växa och frodas i det svenska innovationssystemet.

Den generella diskussionen förs vidare genom att exempelvis undersöka hur olika institutionella ramverk, såsom nationella klimatmål, skattesubventioner eller gröna obligationsprogram, påverkar värdering och tillväxtpotentialer för uppstartsbolag inom klimatteknik. Likaså är det intressant att undersöka hur icke-riskkapital, såsom statliga finansiärer och offentliga bidrag, utvärderar och värderar klimatteknik.

## 1.2 Syfte och frågeställning

Syftet med arbetet är att undersöka om värderingar på uppstartsbolag inom klimatteknik i Sverige är befogade ur ett finansiellt perspektiv. Studien syftar därigenom till att öka förståelsen för hur riskkapitalaktörer värderar klimatnytta samt om de nuvarande verktygen och metoderna för att utvärdera klimatnytta hos dessa bolag är ändamålsenliga.

Utifrån syftet har följande frågeställningar formulerats:

1. Har uppstartsbolag inom klimatteknik statistiskt signifikant högre eller lägre värdering än övriga uppstartsbolag?
2. Har uppstartsbolag inom klimatteknik statistiskt signifikant bättre eller sämre finansiell prestation än övriga uppstartsbolag?

## 1.3 Avgränsningar

Utifrån studiens syfte görs ett antal avgränsningar för att hålla innehållet relevant och datan ändamålsenlig för att besvara frågeställningarna. Eftersom studien behandlar det svenska landskapet för uppstartsbolag och riskkapital avgränsas studien geografiskt till att enbart hantera värderingsfall inom Sverige och därtill enbart registrerade svenska aktiebolag.

Definitionen av uppstartsbolag enligt Encyclopaedia Britannica tillämpas vid urvalet av bolag i urvalsgruppen. Britannica (2025) definierar uppstartsbolag som innovativa företag i ett tidigt utvecklingskede med syfte att utveckla och lansera en konkurrenskraftig produkt eller tjänst och med en uttalad tillväxtambition.

För att öka relevansen i urvalet av svenska uppstartsbolag formuleras ett antal ytterligare urvalskriterier. Uppstartsbolagens omsättning under åren som analyseras ska vara mellan 0,5 miljoner och 100 miljoner SEK och bolaget ska vara grundat tidigast år 2014, men senast 2020. Omsättningsintervallet motiveras av behovet att inkludera bolag som har faktisk affärsverksamhet, men som fortfarande är i en skala som

indikerar att produkten eller tjänsten är under utveckling. Tidsavgränsningen syftar till att säkerställa att bolagen befinner sig i ett tidigt skede av sin verksamhet i enlighet med definitionen av uppstartsbolag, samtidigt som ett tillräckligt antal datapunkter finns tillgängliga för analys. För att säkerställa aktuella marknadsvärderingar ska en nyemission genomförts, alltså tagit in kapital, senast år 2022.

För urvalsgruppen inom klimatteknik tillämpas huvudkriterierna i EU:s regelverk för hållbar finansiering, särskilt artikel 9 i förordningen om hållbarhetsrelaterade upplysningar, för att definiera klimatteknik (Europeiska unionen, 2019). Utifrån detta klassificeras verksamheter som klimatteknik om de har ett uttalat miljömål och samtidigt gör ett väsentligt bidrag till ett av de definierade hållbarhetsmålen i EU:s taxonomi (Europaparlamentet och Europeiska unionens råd, 2020). Därmed fokuserar studien enbart på miljömässiga faktorer och utesluter andra hållbarhetsaspekter.

## 2 Hypoteser

De två frågeställningarna har gett upphov till en hypotes vardera. Den första hypotesen behandlar bolagens värdering och den andra fokuserar på deras finansiella prestation i termer av CAGR och EBITDA. Hypoteserna prövas genom en kvantitativ analys av svenska uppstartsbolag mellan åren 2020 och 2023, där regressionsmodeller används för att analysera om klimatteknikbolag uppvisar systematiskt högre värderingar eller bättre finansiell utveckling jämfört med kontrollgruppen.

### 2.1 Hypotes 1 - Bolagsvärdering

**Nollhypotes ( $H_{01}$ ):** *Det finns ingen signifikant skillnad i bolagsvärdering över tid mellan uppstartsbolag inom klimatteknik och övriga uppstartsbolag.*

**Alternativ hypotes ( $H_{A1}$ ):** *Uppstartsbolag inom klimatteknik har en signifikant skillnad i bolagsvärdering över tid jämfört med övriga uppstartsbolag.*

### 2.2 Hypotes 2 - Finansiell prestation

**Nollhypotes ( $H_{02}$ ):** *Det finns ingen signifikant skillnad i finansiell utveckling, mätt som tillväxt och lönsamhet, över tid mellan uppstartsbolag inom klimatteknik och övriga uppstartsbolag.*

**Alternativ hypotes ( $H_{A2}$ ):** *Uppstartsbolag inom klimatteknik uppvisar en signifikant skillnad i finansiell utveckling över tid, mätt som tillväxt och lönsamhet, jämfört med övriga uppstartsbolag.*

### 2.3 Förväntade resultat och användning

Analysen av den första regressionsmodellen förväntas visa att uppstartsbolag inom klimatteknik i genomsnitt uppvisar högre bolagsvärdering än jämförbara övriga upp-

startsbolag. Denna förväntan motiveras av den stora kapitalallokeringen till hållbara investeringar i Sverige och ett stort investeringsintresse, vilket förväntas driva upp värderingar.

Samtidigt förväntas de två regressionsmodellerna som rör finansiell prestation visa att uppstartsbolag inom klimatteknik uppvisar en svagare finansiell utveckling i termer av EBITDA och omsättningstillväxt, relativt övriga uppstartsbolag. Denna förväntan grundar sig i tidigare litteratur som identifierar ett negativt samband mellan hållbarhetsprofil och finansiell prestation, samt de strukturella utmaningarna som generellt kännetecknar klimatfokuserade bolag.

Om de förväntade resultaten bekräftas, med högre värdering och lägre finansiell prestation, indikerar det att marknadens värdering av uppstartsbolag inom klimatteknik i hög grad drivs av kvalitativa och framtidsorienterade faktorer snarare än av bolagens nuvarande finansiella prestation. Detta pekar på ett investeringsklimat där förväntad framtida potential väger tyngre än bevisad lönsamhet, vilket medför risk för övervärdering vid uteblivet finansiellt resultat.

Utöver det förväntade resultatet finns det ytterligare tre alternativa utfall med olika implikationer.

Ett resultat där uppstartsbolag inom klimatteknik både värderas högre och överpresterar finansiellt relativt övriga uppstartsbolag pekar på att klimatfokus både motiverar ett värderingspåslag och signalerar långsiktig affärsframgång. Det stärker argumentet för att klimatnytta och affärsnytta kan förenas.

Om resultaten visar att uppstartsbolag inom klimatteknik är lägre värderade än övriga uppstartsbolag, men visar på en starkare finansiell prestation, tyder det på en marknadsmässig felprissättning där klimatnytta inte värdesätts. Det kan innebära investeringsmöjligheter för aktörer som identifierar denna diskrepans och motiverar tydligare inkludering av klimatnytta i värderingsmodeller.

Om uppstartsbolagen inom klimatteknik både visar på en lägre värdering och lägre finansiell prestation indikerar detta att klimatnytta sker till en affärsmässig kostnad. Detta innebär att uppstartsbolag inom klimatteknik i så fall kommer att kräva riktat

stöd, såsom genom statliga subventioner eller andra incitament för att bolagen ska kunna attrahera investeringar organiskt och realisera sina klimatåtgärder.

## 3 Metod

Följande kapitel presenterar metoden som använts för att besvara studiens två frågeställningar. Studien utgörs av en kvantitativ analys med empiriskt underlag. Metoden som presenteras i detta kapitel är utformad utifrån studiens syfte och frågeställningar samt med beaktande av den behandlade litteraturen.

Analysen bygger på tre separata regressionsmodeller, som möjliggör en statistisk prövning av de samband som studien avser att undersöka. Kapitlet omfattar även en beskrivning av datainsamling, urvalsmetodik, val av variabler samt de statistiska analyser som genomförts.

### 3.1 Datainsamling

Primärdata avser information som samlas in direkt i samband med studiens genomförande, medan sekundärdata utgör redan existerande information som tidigare har insamlats av en annan aktör, menar Ajayi (2016). Denna studie baseras på sekundärdata.

Datan som ligger till grund för den kvantitativa ansatsen baserades på sekundärdata från databasen Eivora och inhämtades i mars 2025. Studien omfattade ett urval om totalt 70 bolag, där de inhämtade datapunkterna för urvalsgrupperna inkluderade omsättning och EBITDA över åren 2020-2023, värdering vid senaste nyemission, ålder, antal anställda samt verksamhetsbeskrivning. Den fullständiga datamängden som utgjorde grunden för studien presenteras i Bilaga C.

I urvalsprocessen lades betydande vikt vid att säkerställa ett representativt och neutralt urval. Bolagen valdes ut enligt den nedan beskrivna urvalsmetodiken.

## 3.2 Urvalsmetodik

Urvalets syfte var att skapa en representativ datamängd för att analysera värdering och finansiell prestation mellan uppstartsbolag inom klimatteknik och övriga uppstartsbolag. Urvalsprocessen genomfördes i flera steg för att säkerställa att de inkluderade bolagen möjliggjorde en meningsfull analys.

Urvalsprocessen inleddes av en omfattande sökning bland portföljer, inkubatorer, acceleratorprogram samt riskkapitalfonder. Därefter genomfördes en villkorsstyrd filtrering, där bolagen valdes utifrån fördefinierade inklusionskriterier. För att inkluderas i studien skulle bolagen uppfylla följande kriterier:

- Uppfylla definitionen av ett uppstartsbolag enligt Britannica (2025).
- Vara grundat för maximalt tio år sedan (2014 eller senare)
- Årlig omsättning som överstiger 0,5 miljoner SEK men inte överstiger 100 miljoner SEK.
- Tillgänglig värdering och finansiell data i databasen Eivora.
- Verksamma under perioden 2020-2023.
- Genomfört nyemission under 2022 eller senare.
- Kunna kategoriseras som antingen *klimatteknikbolag* eller *icke-klimatteknik bolag*, där kategoriseringen baseras på EU:s taxonomiförordning (Europaparlamentet och Europeiska unionens råd, 2020) och den tolkning som redovisas i rapportens avsnitt 1.3 Avgränsningar.

Denna process resulterade i en datamängd om 70 bolag. Därefter sammanställdes data avseende bolagens omsättning, värdering och övrig företagsspecifik information till en strukturerad datamängd som låg till grund för den vidare analysen.

### 3.3 Datavalidering och urvalskontroll

I boken *Företagsekonomiska forskningsmetoder* (Bryman & Bell, 2015) understryker författarna vikten av att genomföra statistiska tester för att säkerställa att datamängden inte uppvisar systematiska snedvridningar. Sådana tester är centrala för att kunna dra giltiga slutsatser från kvantitativa analyser. Enligt författarna bör validering genomföras för att identifiera potentiella skillnader i datamängdens bakgrundsvariabler, exempelvis bolagens ålder, omsättning och antal anställda.

Mot denna bakgrund genomfördes ett antal valideringssteg i studien för att säkerställa att de regressionsmodeller som användes baserades på ett tillförlitligt underlag. Då urvalet genomfördes enligt tydliga inklusionskriterier bedömdes grupperna som jämförbara.

För att förbättra modellernas förklaringskraft och minska snedvridningar i variabler-  
nas fördelning tillämpades en logaritmisk transformation på centrala variabler (se bilaga B.1.1). Vidare identifierades observationer genom analys av Cook's distans. Dessa datapunkter bedömdes ha en oproportionerlig påverkan på regressionsresultaten och hanterades därför i enlighet med etablerad metodpraxis. Som en följd av detta exkluderades tre bolag från regressionsmodellen för bolagsvärdering, sex bolag från modellen med EBITDA som beroende variabel samt åtta bolag från modellen med CAGR som beroende variabel (se bilaga B.1.2). Dessa justeringar bedömdes vara nödvändiga för att säkerställa tillförlitligheten och validiteten i analysens resultat.

Vidare genomfördes residualanalys i syfte att kontrollera att antagandena bakom OLS-regression kunde uppfyllas (Field, 2018). Normalfördelning av residualerna analyserades genom Q-Q plottar, histogram samt Shapiro-Wilks test. Homoskedasticitet, det vill säga konstant varians i residualerna, analyserades genom residualplottar och Breusch-Pagan-test. För att kontrollera att residualerna inte uppvisade autokorrelation genomfördes ett Durbin-Watson-test.

Analys av korrelationsmatris och VIF-värden visade att multikollinearitet inte utgjorde något betydande problem i modellen. Korrelationen låg under 0,6 och samtliga VIF-värden understeg fem, bortsett från konstanttermen som inte var av intresse. Med

bakgrund i testvärdena påvisades att modellernas variabler inte har stark korrelation mellan varandra (Field, 2018).

### 3.3.1 Deskriptiv statistik

I tabell 1 visas deskriptiv statistik för datamängdens huvudsakliga variabler innan bearbetning. Typvärde, median, medelvärde, standardavvikelse samt minimi- och maxvärden redovisas för respektive variabel, vilket ger en första överblick över datamaterialets fördelning och spridning. Av tabell 1 framgår exempelvis att *värdering* uppvisar en tydlig högerriktad snedfördelning, där medelvärdet är betydligt högre än både median och typvärde. Liknande mönster återfinns för variablerna *antal anställda* och *CAGR*.

Tillväxtmåttet *CAGR* uppvisar en hög standardavvikelse, vilket visar på stora variationer i utvecklingstakten mellan bolagen. Vidare är *EBITDA* i genomsnitt negativ, men visar samtidigt på stor spridning.

Till skillnad från tidigare presenterade variabler är *antal verksamma år* förhållandevis symmetriskt fördelat med låg standardavvikelse, vilket indikerar en mer homogen åldersstruktur bland de undersökta bolagen. Detta förklaras av urvalskriterierna.

Tabell 1: Deskriptiv statistik över studiens variabler (n = 70)

Variabel	Typvärde	Median	Medel	Std. avv.	Minimum	Maximum
Värdering (MSEK)	45	97,452	162,002	235,695	9,000	1 538,462
CAGR (%)	31	42	55	59	-30	288
Avg. EBITDA (MSEK)	-5	-5,957	-10,040	10,751	-41,860	6,745
Avg. omsättning (MSEK)	10	8,516	11,267	10,951	0,789	60,799
Antal anställda	5	13	17	16	1	89
Antal verksamma år	8	7,000	7,014	1,801	4,000	10,000

### 3.4 Regressionsmetodik och variabler

Jeon (2015) beskriver regressionsanalys som ett robust verktyg för att analysera olika variabelers påverkan på ett scenario, och betonar att korrelation inte nödvändigtvis innebär kausalitet. Vidare understryker O'Brien & Scott (2012) att en beroende variabel sällan förklaras av en enda oberoende variabel, vilket gör multipel linjär regression en passande metod för att pröva båda hypoteserna. Totalt användes tre regressionsmodeller: En modell för att pröva den första hypotesen om bolagsvärdering och två modeller för att pröva den andra hypotesen om finansiell prestation.

#### 3.4.1 Metodik för OLS-regression

Regression med minsta kvadratmetoden, som vanligtvis benämns OLS-regression (Ordinary Least Squares), är enligt Carmona (2017) en linjär regressionsmodell som används för att estimerade de ingående parametrarna ( $\beta_i$ ) i modellen. Metodiken bygger på att först identifiera den beroende variabeln samt vilka regressorer modellen ska

inkludera, under antagandet om ett linjärt samband mellan dessa.

O'Brien & Scott (2012) beskriver vidare att multipel linjär regression bygger på flera antaganden. För det första förutsätts att det inte förekommer hög multikolineari- tet mellan de oberoende variablerna. Detta innebär att variablerna inte ska vara starkt korrelerade med varandra eftersom detta kan leda till instabila skattningar av regressionskoefficienterna och försvåra tolkningen av modellens resultat. Vidare förutsätts att sambandet mellan de oberoende variablerna och den beroende variabeln är linjärt. Modellen kräver även exkludering av extrema fall, då dessa har en betydande påverkan på regressionsresultatet och kan på så sätt förvränga analysen. Ett ytterligare antagande är homoskedasticitet, vilket innebär att variansen i residualerna är konstant över samtliga värden för de oberoende variablerna. Vidare är ett fundamentalt antagande att observationerna är oberoende av varandra. Därutöver antas det att residualerna är normalfördelade, vilket säkerställer att regressionsmodellens prediktioner och statistiska tester, såsom hypotesprövningar, är giltiga. (O'Brien & Scott, 2012). Det arbete och de metodiska steg som säkerställer att datamängden uppfyller dessa krav beskrivs i bilaga A.

I en OLS-regression avgör antalet regressorer om modellen är multipel eller enkel. För en multipel regressionsmodell förklaras en beroende variabel av flera regressorer. Den generella formen för multipel linjär regression uttrycks enligt följande:

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + e \quad (1)$$

där  $Y$  representerar den beroende variabeln,  $\alpha$  är en konstant som motsvarar modellens skärningspunkt med den vertikala axeln, och  $e$  feltermen som fångar upp oförklarad variation. Feltermen representerar således den teoretiska slumpmässiga komponenten i modellen, vilket är icke-observerbar. Vidare betecknar  $X_i$  modellens regressorer som används för att förklara variationen i  $Y$ , och  $\beta_i$  deras respektive koefficienter, vilka uttrycker styrkan och riktningen i sambandet mellan varje  $X_i$  och  $Y$ . (O'Brien & Scott, 2012)

Vid beräkning av koefficienterna jämförs de observerade värdena med de förutspådda

värdena och avståndet mellan dessa mäts, vilket benämns som residualer. Avstånden kvadreras och summeras, där summan betecknas RSS (Residual Sum of Squares) eller residualkvadratsumman. Målet med OLS-regressionen är att minimera RSS, och anpassa koefficienterna så att den totala kvadratiske avvikelserna (RSS) mellan modellens förutspådda- och observerade värden (residualer) minimeras. RSS är således målfunktionen som OLS minimerar. OLS-regression fungerar därför som ett optimeringsverktyg för att förklara verkliga observationer med en matematisk modell. (Mankowski & Moshkov, 2021)

### 3.4.2 Variabler

De variabler som inkluderades i studien valdes i syfte att empiriskt pröva studiens två hypoteser: dels huruvida bolagsvärdering, dels huruvida finansiell prestation påverkas av ett företags hållbarhetsprofil. För att undersöka dessa två dimensioner i praktiken användes tre regressionsmodeller, som samtliga har hållbarhetsprofilen som oberoende huvudvariabel. Varje modell hade en unik beroende variabel och kompletterades med ett antal kontrollvariabler. Kontrollvariabler infördes för att öka modellernas precision och för att säkerställa att de effekter som observerades kan tillskrivas hållbarhetsprofilen snarare än andra bakomliggande faktorer.

För att fånga upp bolagets hållbarhetsprofil användes en så kallad dummyvariabel, vilket är en binär variabel som antar värdet "1" eller "0" för att indikera förekomsten eller avsaknaden av ett visst attribut. I detta fall infördes en Greentech-dummy, som antar värdet "1" om bolaget är klassificerat som ett klimatteknikföretag och "0" om det inte är det.

I den första regressionsmodellen användes den inflationsjusterade värderingen vid tidpunkten för datainsamling som beroende variabel. Detta möjliggjorde en analys av huruvida ett företags hållbarhetsprofil har ett samband med hur marknaden värderar företaget. Bolagsvärdet uppskattades utifrån den senaste nyemissionen genom division av det investerade beloppet med den ägarandel emissionen motsvarar. Denna metod gav ett marknadsbaserat mått på bolagsvärde och lämpade sig väl för att pröva hypotesen om en eventuell koppling mellan hållbarhetsprofil och värdering.

I den andra regressionsmodellen användes genomsnittlig årlig omsättningstillväxt i form av CAGR som beroende variabel för att analysera bolagets finansiella prestation, utifrån omsättningen mellan 2020 och 2023. Eftersom detta mått inte fångar lönsamhet eller kostnadsstruktur användes EBITDA som beroende variabel i den tredje modellen. EBITDA speglar bolagets operativa resultat och fungerar som ett kompletterande mått på finansiell prestation.

EBITDA användes dessutom som kontrollvariabel för både första och andra regressionsmodellen. I den första modellen inkluderades EBITDA för att kontrollera för bolagets operativa lönsamhet, vilket påverkar marknadens värdering av ett företag. I den andra modellen inkluderades EBITDA eftersom lönsamhet ofta påverkar ett företags möjligheter till tillväxt. Företag med god lönsamhet har enligt Davila m. fl. (2003) bättre förutsättningar att återinvestera i verksamheten och därmed uppnå en högre tillväxttakt. EBITDA fungerade därför som en viktig kontrollfaktor för att säkerställa att en eventuell korrelation mellan hållbarhetsprofil och beroende variabel inte enbart drivs av skillnader i bolagets finansiella kapacitet.

Eftersom EBITDA antar både positiva och negativa värden infördes en EBITDA-dummy som kontrollvariabel i samtliga modeller där EBITDA ingår. Dummyvariabeln särskiljde bolag med positiv EBITDA (värde "1") från bolag med negativ EBITDA (värde "0") och möjliggjorde samtidig logaritmering av variabeln i regressionerna.

För att undersöka vilka faktorer som påverkade utfallet inkluderades även ett antal oberoende kontrollvariabler. I samtliga modeller användes bolagets genomsnittliga omsättning under perioden 2020–2023 samt antal anställda, eftersom dessa variabler speglar verksamhetens storlek och omfattning. Antalet verksamma år fungerade som en indikator på bolagets mognad och stabilitet. Därutöver inkluderades sektortillhörighet för att fånga upp strukturella skillnader mellan branscher, vilka kan påverka både bolagsvärdering och finansiell prestation.

För översiktens skull presenteras samtliga förekommande variabler i regressionsmodellerna i tabell 2.

Tabell 2: Översikt över variabler inkluderade i regressionsmodellerna

Variabel	Typ	Förklaring
<b>V</b>	Beroende	Bolagets inflationsjusterade värdering.
<b>CAGR</b>	Beroende	Bolagets genomsnittliga årliga omsättningstillväxt (CAGR) under perioden 2020–2023.
<b>EBITDA</b>	Beroende/kontroll	Bolagets genomsnittliga EBITDA under perioden 2020–2023.
$G_D$	Oberoende	Greentech-dummy. Anger klimattekniskt eller övrigt fokus.
$E_D$	Kontroll	EBITDA-dummy. Anger positivt eller negativt EBITDA värde.
<b>Omsättning</b>	Kontroll	Bolagets genomsnittliga omsättning under perioden 2020–2023.
<b>Sektorindex</b>	Kontroll	Bolagets sektor tillhörighet
<b>Verksamma år</b>	Kontroll	Antal år sedan bolaget grundades.
<b>Antal anställda</b>	Kontroll	Antal heltidsanställda.

Tabell 3 - 5 nedan redogör för de förväntade tecknen för variablerna i regressionsmodellerna. De förväntade tecken presenterade i tabell 3 grundar sig på hypotes 1 - Bolagsvärdering. På motsvarande sätt grundar sig de förväntade tecken presenterade i tabell 4 respektive tabell 5 på hypotes 2 - Finansiell prestation.

Tabell 3: Förväntade tecken i regressionsmodell 1:  $\log(V)$

Variabel	Förväntat tecken
$G_D$ (Greentech-dummy)	+
$E_D$ (EBITDA-dummy)	+
$\log(\text{EBITDA})$	+
$\log(\text{Omsättning})$	+
Antal anställda	+
Verksamma år	+
Sektorindex	N/A

Tabell 4: Förväntade tecken i regressionsmodell 2:  $\log(\text{CAGR})$

Variabel	Förväntat tecken
$G_D$ (Greentech-dummy)	-
$E_D$ (EBITDA-dummy)	+
$\log(\text{EBITDA})$	+
$\log(\text{Omsättning})$	+
Antal anställda	+
Verksamma år	+
Sektorindex	N/A

Tabell 5: Förväntade tecken i regressionsmodell 3:  $\log(\text{EBITDA})$

Variabel	Förväntat tecken
$G_D$ (Greentech-dummy)	-
$E_D$ (EBITDA-dummy)	+
$\log(\text{Omsättning})$	+
Antal anställda	+
Verksamma år	+
Sektorindex	N/A

### 3.4.3 Regressionsmodell för bolagsvärdering

Den första regressionsmodellen, som benämns modell 1, ämnar att besvara studiens första frågeställningen och pröva hypotes 1 - Bolagsvärdering. Den undersökte om uppstartsbolag inom klimatteknik har statistiskt signifikant högre eller lägre värdering än andra uppstartsbolag.

Modellen byggde på den generella formen för multipel linjär regression, som redovisas i ekvation 1, och modifierades utifrån den beroende variabel som är relevant för att pröva hypotes 1. Valet av oberoende och kontrollvariabler baserades på den variabelbeskrivning som tidigare presenterats i kapitel 3.4.2 Variabler. Den fullständiga regressionsformeln för modell 1 återfinns i ekvation 2.

$$\log(V) = \alpha + \beta_1 \cdot G_D + \beta_2 \cdot E_D + \beta_3 \cdot \log(\text{EBITDA}) + \beta_4 \cdot \log(\text{Omsättning}) + \beta_5 \cdot \text{Antal anställda} + \beta_6 \cdot \text{Verksamma år} + \beta_7 \cdot \text{Sektorindex} + \varepsilon \quad (2)$$

### 3.4.4 Regressionsmodeller för finansiell prestation

För att pröva hypotes 2 - Finansiell prestation användes två separata regressionsmodeller, där olika aspekter av finansiell prestation fångades genom två olika beroende variabler. Båda modeller utgick från samma generella formel för multipel linjär regression i enlighet med O'Brien och Scott (2012).

Studiens andra regressionsmodell, som här efter betecknas modell 2, undersökte om klimatteknik uppstartsbolag uppvisar statistisk signifikant högre eller lägre tillväxt än andra uppstartsbolag. Tillväxt mättes genom den årliga tillväxttakten i omsättning, uttryckt som logaritmen av *Compound Annual Growth Rate* (CAGR). Regressionsformeln visas i ekvation 3.

$$\begin{aligned} \log(\text{CAGR}) = & \alpha + \beta_1 \cdot G_D + \beta_2 \cdot E_D + \beta_3 \cdot \log(\text{EBITDA}) + \beta_4 \cdot \log(\text{Omsättning}) \quad (3) \\ & + \beta_5 \cdot \text{Antal anställda} + \beta_6 \cdot \text{Verksamma år} + \beta_7 \cdot \text{Sektorindex} + \varepsilon \end{aligned}$$

För att fånga ytterligare en dimension av bolagens finansiella prestation användes i den tredje regressionsmodellen med EBITDA som beroende variabel, vilket speglar bolagets operativa resultat. Denna modell benämns här efter modell 3. Modellen undersöker därmed huruvida det finns ett samband mellan hållbarhetsprofil och lönsamhet. Regressionsformeln visas i ekvation 4.

$$\begin{aligned} \log(\text{EBITDA}) = & \alpha + \beta_1 \cdot G_D + \beta_2 \cdot E_D + \beta_3 \cdot \log(\text{Omsättning}) \quad (4) \\ & + \beta_4 \cdot \text{Antal anställda} + \beta_5 \cdot \text{Verksamma år} + \beta_6 \cdot \text{Sektorindex} + \varepsilon \end{aligned}$$

### 3.4.5 Tillämpning av OLS-regression i Python

För att genomföra regressionsanalyserna användes programmeringsspråket Python. Koden bygger på ett antal väletablerade Python-bibliotek inom dataanalys och statistisk modellering. Samtliga bibliotek och funktioner valdes utifrån sina dokumenterade användningsområden. För att säkerställa korrekt tillämpning av respektive bibliotek användes de officiella API-referensmanualerna, som beskriver hur funktionerna ska användas. Biblioteken pandas (Pandas Developers, 2025) och numpy (NumPy Developers, 2025) användes för numeriska beräkningar och hantering av data, medan visualiseringar genomfördes med hjälp av matplotlib (Matplotlib Developers, 2025) och seaborn (Waskom, 2025). Regressionsmodellerna konstruerades med hjälp av statsmodels (Seabold och Perktold, 2010), och de statistiska testerna utfördes med funktioner från både statsmodels och scipy (Virtanen m. fl., 2025). Koden som använts för att genomföra analysen återfinns i Bilaga C.

## 4 Resultat

I detta kapitlet följer resultatet av regressionerna. Information om analys och bearbetning av datan finns i bilaga A och bilaga B. För förklaring av variablerna hänvisas läsaren till tabell 2. Kapitlet avslutas med en presentation av modellernas validitet i form av statistiska tester.

### 4.1 Bolagsvärdering - modell 1

Tabell 6 visar resultaten från OLS-regressionen med log-transformerad värdering som beroende variabel,  $\log(V)$ .  $G_D$  visar på statistisk signifikans ( $p < 0,05$ ) och har ett p-värde = 0,011. I kombination med den positiva koefficienten ( $\beta = 0,5541$ ) påvisas ett positivt och signifikant samband mellan hållbarhetsprofil och värdering.

Tabell 6: Resultatet för första regressionsmodellen med  $\log(V)$  som beroende variabel

Variabel	Koefficient ( $\beta$ )	$e^\beta$	Std. avv.	t-värde	p-värde	95% KI
<b>Konstant (<math>a</math>)</b>	4,3549	77,8590	0,501	8,691	<b>0,000</b>	[3,352, 5,357]
$G_D$	0,5541	1,7404	0,210	2,636	<b>0,011</b>	[0,133, 0,975]
$E_D$	0,0942	1,0988	0,551	0,171	0,865	[-1,008, 1,196]
<b>log(Omsättning)</b>	0,0204	1,0206	0,148	0,138	0,891	[-0,276, 0,317]
<b>log(EBITDA)</b>	0,3192	1,3760	0,121	2,640	<b>0,011</b>	[0,077, 0,561]
<b>Antal anställda</b>	0,0222	1,0224	0,008	2,700	<b>0,009</b>	[0,006, 0,039]
<b>Verksamma år</b>	-0,1572	0,8545	0,060	-2,617	<b>0,011</b>	[-0,277, -0,037]
<b>Sektorindex</b>	-0,0152	0,9849	0,046	-0,332	0,741	[-0,107, 0,077]

Tabellen visar resultat från OLS-regression där den beroende variabeln är logaritmerad inflationsjusterad värdering. P-värden  $< 0,05$  är fetmarkerade.  $e^\beta$  är den exponentierade koefficienten för att ge ett tolkningsbart resultat.

Övriga kontrollvariabler som visar statistisk signifikans är logaritmerad genomsnittlig EBITDA ( $\log(EBITDA)$ ) med ett p-värde = 0,011 och positiv koefficient ( $\beta = 0,3192$ ), vilket innebär att högre genomsnittlig EBITDA är associerad med högre värdering. Även kontrollvariablerna *antal anställda* och *verksamma år* är statistiskt signifikanta, medan logaritmerad genomsnittlig omsättning ( $\log(Omsättning)$ ) och *sektorindex* inte visar på statistisk signifikans.

## 4.2 Finansiell prestation - modell 2 och 3

För att undersöka bolagens finansiella prestation har två separata regressionsmodeller tagits fram med olika beroende variabler: CAGR och EBITDA. Dessa två regressionsmodeller med olika finansiella mått som beroende variabler används för att ge en mer heltäckande bild av bolagens finansiella prestation ur ett tillväxt- samt lönsamhetsperspektiv.

### 4.2.1 Regression med CAGR som beroende variabel - modell 2

Tabell 7 presenterar resultatet för log-transformerad CAGR som beroende variabel,  $\log(CAGR)$ . Bland kontrollvariablerna är endast *antalet anställda* ( $p = 0,003$ ) och *verksamma år* ( $p = 0,000$ ) signifikanta, där fler anställda är kopplat till högre tillväxt då koefficienten är positiv ( $\beta = 0,0097$ ), medan fler verksamma år har negativ inverkan, koefficienten är negativ ( $\beta = -0,0858$ ).

Tabell 7: Resultatet för andra regressionsmodellen med  $\log(CAGR)$  som beroende variabel

Variabel	Koefficient ( $\beta$ )	$e^\beta$	Std. avv.	t-värde	p-värde	95% KI
<b>Konstant (<i>a</i>)</b>	0,8111	2,2504	0,158	5,140	<b>0,000</b>	[0,495, 1,127]
$G_D$	-0,0541	0,9473	0,068	-0,790	0,433	[-0,191, 0,083]
$E_D$	0,2472	1,2804	0,154	1,604	0,115	[-0,062, 0,556]
<b>log(Omsättning)</b>	-0,0638	0,9382	0,056	-1,136	0,261	[-0,176, 0,049]
<b>log(EBITDA)</b>	-0,0274	0,9730	0,041	-0,664	0,510	[-0,110, 0,055]
<b>Antal anställda</b>	0,0097	1,0097	0,003	3,088	<b>0,003</b>	[0,003, 0,016]
<b>Verksamma år</b>	-0,0858	0,9178	0,020	-4,325	<b>0,000</b>	[-0,126, -0,046]
<b>Sektorindex</b>	0,0196	1,0198	0,015	1,321	0,192	[-0,010, 0,049]

Tabellen visar resultaten från en OLS-regression där den beroende variabeln är logaritmerad CAGR. P-värden  $< 0,05$  är fetmarkerade.  $e^\beta$  är den exponentierade koefficienten för att ge ett tolkningsbart resultat.

#### 4.2.2 Regression med EBITDA som beroende variabel - modell 3

I den andra modellen för finansiell prestation används log-transformerad genomsnittlig EBITDA som beroende variabel,  $\log(EBITDA)$ . Både  $G_D$  ( $p = 0,037$ ) och *sektorindex* ( $p = 0,000$ ) visar statistisk signifikans. Koefficienten för  $G_D$  är negativ ( $\beta = -0,4511$ ), vilket innebär att klimattekniska bolag har en lägre genomsnittlig EBITDA jämfört med övriga uppstartsbolag. Resultatet presenteras i Tabell 8.

Tabell 8: Resultatet för tredje regressionsmodellen med  $\log(EBITDA)$  som beroende variabel

Variabel	Koefficient ( $\beta$ )	$e^\beta$	Std. avv.	t-värde	p-värde	95% KI
<b>Konstant (a)</b>	0,1937	1,2137	0,499	0,388	0,699	[-0,806, 1,193]
$G_D$	-0,4511	0,6369	0,211	-2,135	<b>0,037</b>	[-0,874, -0,028]
$E_D$	2,9282	18,6940	0,618	4,735	<b>0,000</b>	[1,690, 4,166]
<b>log(Omsättning)</b>	-0,4338	0,6480	0,155	-2,792	<b>0,007</b>	[-0,745, -0,123]
<b>Antal anställda</b>	-0,0281	0,9723	0,008	-3,330	<b>0,002</b>	[-0,045, -0,011]
<b>Verksamma år</b>	-0,0626	0,9393	0,062	-1,013	0,315	[-0,186, 0,061]
<b>Sektorindex</b>	-0,0202	0,9800	0,046	-0,438	0,663	[-0,113, 0,072]

Tabellen visar resultaten från en OLS-regression där den beroende variabeln är logaritmerad genomsnittlig EBITDA. P-värden  $< 0,05$  är fetmarkerade.  $e^\beta$  är den exponentierade koefficienten för att ge ett tolkningsbart resultat.

Även  $\log(\text{Omsättning})$  och antal anställda är signifikanta, och visar en negativ respektive positiv koppling till EBITDA. Resterande kontrollvariabler; *verksamma år* och *sektorindex*, har p-värden  $> 0,05$  och är därmed inte statistiskt signifikanta.

### 4.3 Statistiska tester

Nedan presenteras de olika statistiska testerna som genererades i samband med de tre OLS-regressionerna. Resultatet har sammanställts i Tabell 9. För en fördjupad utvärdering av regressionsmodellernas antaganden och validitet har separata tester

genomförts. Dessa redovisas i djupare detalj i Bilaga A 4 Dataanalys.

Tabell 9: Statistiska tester för regressionsmodellerna

Test	Modell 1	Modell 2	Modell 3
$R^2$	0,503	0,380	0,635
Justerad $R^2$	0,444	0,300	0,596
F-statistik	8,538	4,727	16,51
Prob(Omnibus)	0,678	0,437	0,265
Prob(JB)	0,711	0,628	0,274
Durbin-Watson	1,936	2,132	1,924
Prob(Shapiro-Wilk)	0,756	0,104	0,818
Prob(Bresuch-Pagan)	0,368	0,627	0,42

Statistiska tester som utgör utvärderingen av regressionsmodellernas validitet.

Som framgår i Tabell 9 uppvisar Modell 3 det högsta förklaringsvärdet ( $R^2 = 63,5\%$ ), följt av Modell 1 ( $R^2 = 50,3\%$ ) och Modell 2 ( $R^2 = 38,0\%$ ). Modell 3 uppvisar också den högsta F-statistiken. Justerat  $R^2$  är lägre än  $R^2$  för samtliga modeller. Alla tre modellerna har Durbin-Watson värde  $\approx 2$ , vilket innebär frånvaro av autokorrelation i residualerna. En nollhypotes att residualerna är normalfördelade, ställt mot den alternativa hypotesen att residualerna inte är normalfördelade identifierades för Jarque-Bera- och Omnibus-testen. Både Omnibus ( $P(Omnibus)$ ) och Jarque-Bera ( $P(JB)$ ) har p-värden  $>0,05$ , och nollhypotesen för dessa test kan således inte förkastas, vilket visar på att residualerna är normalfördelade.

Alla värden för Shapiro-Wilk- och Breusch-Pagan-testerna överstiger 0,05, vilket innebär att nollhypoteserna inte kan förkastas. Vilket betyder att antagandena om normalfördelning respektive homoskedasticitet för residualerna är uppfyllda. För ytterligare tester och analys av residualerna, se avsnitt A.1 under Bilaga A.

## 5 Analys och diskussion

Följande kapitel börjar med en analys av resultatet för att besvara studiens två frågeställningar, samt teoretiska bidrag och implikationer. Därefter diskuteras begränsningar i form av subjektivitet, urval, val av finansiella nyckeltal och kontextuella begränsningar. Kapitlet avslutas med sammanfattande slutsatser.

### 5.1 Diskussion av regressionsmodellen som undersöker värdering

Den första frågeställningen syftade till att undersöka om det finns ett empiriskt underlag för att uppstartsbolag inom klimatteknik värderas högre än övriga uppstartsbolag. Utifrån resultatet förkastas nollhypotesen till hypotes 1. I den första regressionsmodellen framgår det att uppstartsbolag inom klimatteknik i det studerade urvalet värderas 74,0 % högre än övriga uppstartsbolag (se Tabell 6).

Enligt en rapport från danska och statligt ägda finansieringsinstitutionen EIFO (2024) kännetecknas klimattekniksektorn av höga värderingar, drivna av ökad efterfrågan och stark framtidstro. Vidare stöds resultatet av McKinsey & Company (2024), som lyfter fram att regulatoriska incitament och politiskt stöd bidrar till att minska den upplevda risken, vilket i sin tur sänker avkastningskravet och därmed ökar värderingen. Därtill stärks resultatet av att 75 % av allt riskkapital går till bolag inom klimatteknik.

Den första regressionsmodellen visar en signifikant positiv relation mellan EBITDA och antal anställda, men en signifikant negativ relation för verksamma år. Enligt Golub m. fl. (2022) används bland annat EV/EBITDA-multiplar av riskkapitalbolag vid värdering av uppstartsbolag, vilket förklarar det positiva tecknet. Att antalet anställda har positiv och signifikant effekt på värdering överensstämmer med tidigare forskning. Chemmanur m. fl. (2011) visar att antal anställda används av riskkapitalbolag som mått för tillväxtkapacitet, vilket i sin tur påverkar värderingen på bolag. Den negativt signifikanta effekten av verksamma år på värderingen förklaras delvis av investerarskepsis. Ett bolag som varit verksam under en längre period utan att

uppnå en framgångsrik utgång, lönsamhet eller skalbarhet tenderar att uppfattas som mindre attraktivt för riskkapitalbolag. Detta påverkar i sin tur värderingen negativt (Gompers m. fl., 2010; Puri och Zarutskie, 2012).

## **5.2 Diskussion av regressionsmodellerna som undersöker finansiell prestation**

Den andra frågeställningen avsåg att utreda om uppstartsbolag inom klimatteknik presterar bättre finansiellt än övriga uppstartsbolag, vilket testades i den andra och tredje regressionsmodellen. Resultatet visar att endast lönsamhet uppvisar en signifikant skillnad mellan grupperna, medan omsättningstillväxt inte gör det. Därmed kan nollhypotesen inte förkastas i sin helhet, men det ger visst stöd för att det finns en partiell skillnad i finansiell utveckling.

Resultatet från regressionsmodellen där den genomsnittliga årliga tillväxttakten (CAGR) används som beroende variabel visar inte statistiskt signifikant samband. Detta innebär att det, givet modellen, inte finns något stöd för att uppstartsbolag inom klimatteknik växer snabbare i omsättning än övriga uppstartsbolag. Resultatet förklaras av heterogeniteten av bolag i urvalsgrupperna. Klimatsektorn omfattas av en rad olika affärsmodeller och kapitalstrukturer. Detta medför att skillnader i tillväxt mellan uppstartsbolag inom klimatteknik och övriga uppstartsbolag utjämnas på aggregerad nivå, vilket i sin tur försvårar identifiering av signifikanta samband i modellen.

Resultatet i tabell 7 visar att antal anställda har en positivt signifikant effekt på genomsnittlig årlig tillväxttakt för urvalsgrupperna. Detta förklaras av Davila m. fl. (2003) som understryker att uppstartsbolag med hög tillväxttakt ofta kännetecknas av snabb personalökning, särskilt bolag finansierade av riskkapital. Därtill visar resultatet att verksamma år har negativt signifikant påverkan på genomsnittlig årlig tillväxttakt. Damodaran (2009) betonar att tillväxt är högst i de tidiga stadierna av företagets livscykel och tenderar att avta ju mer moget bolaget blir.

Utifrån resultaten i den tredje regressionsmodellen där genomsnittlig EBITDA

användes som beroende variabel kan, givet modellen, konstateras att uppstartsbolag inom klimatteknik har 36,3 % lägre EBITDA än övriga uppstartsbolag (se Tabell 8). Resultatet stärks av McKinsey & Company (2024) som betonar att till skillnad från mjukvarubolag, som är en stor del av urvalet för övriga uppstartsbolag, präglas klimatteknikbolag av större kapitalbehov och längre tidsramar för att skala upp verksamheten och uppnå kostnadstäckning. Därtill framhåller rapporten att den produkt som klimatteknikbolagen erbjuder ofta är identisk med sin konventionella motsvarighet i funktion, med undantag för dess lägre klimatpåverkan. Bolagen förlitar sig därmed på att kunder är beredda att betala en grön premium, något som inte kan tas för givet, vilket ytterligare kan försvåra möjligheten att generera intäkter. Även EIFO (2024) framhåller utmaningarna med att gå från prototypstadiet till full industriell skala inom klimatteknik, vilket ytterligare försvårar kortsiktig lönsamhet. EIFO (2024) beskriver också den betydligt längre utvecklingsperioden som kännetecknar klimatsektorn, något som senarelägger lönsamhetspunkten för bolagen i urvalsgruppen, vilket delvis förklarar den observerade skillnaden i EBITDA.

Resultatet i Tabell 8 visar att den logaritmerade omsättningen och antal anställda har en statistiskt signifikant negativ påverkan på EBITDA. Det negativa sambandet mellan EBITDA och omsättning förklaras av Damodaran (2009) som understryker att uppstartsbolag i tidigt stadie arbetar med att öka omsättning genom kraftig expansion, vilket initialt medför högre kostnader och lägre marginaler. Enligt Damodaran (2009) är personalkostnader ofta höga i uppstartsbolag, vilket påverkar lönsamheten negativt och kan förklara det observerade negativa sambandet mellan EBITDA och antal anställda.

### **5.3 Teoretiska bidrag och praktiska implikationer**

Regressionsmodellernas kombinerade resultat implicerar att marknaden har höga förväntningar på svenska uppstartsbolag inom klimatteknik, men att det saknas tydliga belägg för att deras affärsmodeller är långsiktigt lönsamma och skalbara.

### 5.3.1 Ett förändrat investeringsklimat för riskkapital i klimatteknik

Foglia och Miglietta (2024) förklarar att den snabba tillväxten av investeringar i klimatteknik har väckt oro för en möjlig finansiell bubbla, där ett växande antal investerare ifrågasätter om marknaden för hållbara investeringar håller på att överhettas. Det föreligger en risk att investeringar sker på otillräckliga grunder, där beslut fattas utifrån optimism kring potentiell avkastning snarare än en fullständig förståelse för de underliggande riskerna och möjligheterna. Rapporten menar att sådana investeringsbeslut riskerar att vara grundade i förhoppningar snarare än noggrann analys av företagets fundamenta. Detta underbyggs även i rapporten från Morgan Stanley (2024) som visar att finansiell avkastning är den huvudsakliga drivkraften för hållbara investeringar i Europa, samtidigt som investerare uttrycker en brist på koordinering och transparens kring datan i de hållbara investeringsfallen.

Bank for International Settlements (2021) lyfter fram riskerna för en investeringsbubbla till följd av den snabba tillväxten inom hållbara investeringar. Särskilt understryks att marknads bristande transparens, standardisering och därmed relaterade klassificeringsproblem försvårar värderingen av hållbarhet. Rapporten pekar även på att den kraftiga tillväxten i investeringsvolym och tillhörande prisdynamik följer historiska mönster som tidigare varit förknippade med finansiella bubblor. Tillgångar kopplade till omvälvande ekonomiska och samhällsliga skiften har historiskt tenderat att genomgå kraftiga prisjusteringar efter inledande intensiva investeringsperioder. Exempelvis uppvisade järnvägsaktier under 1800-talet, internetaktier vid IT-bubblan och bostadsobligationer före den globala finanskrisen liknande mönster. Bank for International Settlements (2021) understryker att det är kritiskt att noggrant följa utvecklingen av det hållbara investeringslandskapet och identifiera och hantera de finansiella risker som uppstår till följd av det gröna skiftet i investerarfokus.

EIFO (2024) pekar på en generell framväxande trend hos investerare mot mer riskaversion. Samtidigt som vissa aktörer hänvisar till nyliga finansiella motgångar i uppstartsbolag som ett skäl att minska gröna investeringar, ser andra investerare utmaningarna som tillfälliga och möjliga tillfällen för långsiktig värdetillväxt. Detta skifte speglar en divergerande syn på gröna investeringar, där strategier omprövas

utifrån olika risktoleranser och marknadsbedömningar.

Samtidigt visar somliga investerares fortsatta engagemang inom klimatteknik på att riskkapital i sektorn inte kommer att försvinna, utan snarare gå från spekulativt till selektivt. EIFO (2024) menar att riskkapitalets intresse för gröna projekt kan komma att ändra skepnad något till en mer selektiv och strategisk profil. Rapporten menar att investerare i högre grad förväntas fokusera på klimatteknikbolag som uppvisar tydliga vägar till lönsamhet och starka finansiella fundamenta, där de uppstartsbolag som kan balansera innovation med effektiv riskhantering kommer att kunna särskilja sig. På lång sikt kan en ökad selektivitet främja en mer motståndskraftig och strategiskt inriktad klimattekniksektor, om än färre spekulativa satsningar får stöd.

### **5.3.2 Nya krav på uppstartsbolag inom klimatteknik**

För att uppstartsbolag inom klimatteknik ska mitigera problemen som är stereotypiska för verksamheterna i sektorn och fortsätta attrahera riskkapital krävs anpassningar för det nya landskapet. McKinsey & Company (2024) hänvisar till tre åtgärder som skulle bevara det attraktiva investeringslandskapet i klimattekniska uppstartsbolag. För det första krävs att bolagen riskreducerar verksamheten genom att tydligt visa konkreta planer till lönsamhet. För det andra pekar McKinsey & Company (2024) på att de klimattekniska bolagen måste utnyttja den omfattande regulatoriska medvinnden för hållbarhet för att attrahera kapital. Slutligen krävs initiativ för att nå industriell skala i verksamheten på kortare tid.

### **5.3.3 Behovet av global samordning och transparens för investeringar i klimatteknik**

Slutligen är det tydligt att det krävs en omfattande kraftsamling och gemensam insats globalt för att skapa rätt förutsättningar för klimatteknik att realiseras i skala och i tid. Bank for International Settlements (2021) understryker att transparens och tillförlitlig rapportering är centralt för att undvika snedvridningar och överhettning i marknaden för hållbara investeringar. Särskilt behövs mer robusta och standar-

diserade taxonomier som möjliggör bättre riskbedömningar och välgrundade investeringsbeslut. IMF (2023) betonar att det krävs en omfattande global ekonomisk-politisk koordinering för att skapa en attraktiv miljö för privat kapital till klimatteknik, särskilt i tillväxtmarknader. Detta inkluderar klimatrelaterade styrmedel, förbättrad finansiell infrastruktur och innovativa finansieringslösningar som minimerar risker för investerare. Särskilt menar IMF (2023) att förstärkning av den klimatrelaterade informationsstrukturen, inklusive koordinering och transparens i data och taxonomier, är en central del av effektiva klimatpolitiska åtgärder. Investerare är i hög grad beroende av tillförlitlig, jämförbar och högkvalitativ information, något som fortfarande saknas.

Således behövs inte bara teknik och kapital, utan också en samverkande global struktur som stöttar långsiktig hållbar tillväxt. Endast genom en samordnad, transparent och investeringsfrämjande policystrategi kan klimatteknik bli en bärkraftig lösning i den omställningen till en hållbar ekonomi.

## **5.4 Studiens begränsningar**

Trots att denna studie bygger på en systematisk och välgrundad metodansats finns det ett antal begränsningar förknippade med studiens tillvägagångssätt. Dessa påverkar i viss mån studiens generaliserbarhet, men anses inte undergräva giltigheten i de övergripande resultaten.

### **5.4.1 Subjektivitet i bedömning av klimatteknik**

För att kvantifiera sambandet mellan uppstartsbolags hållbarhetsprofil och deras värdering samt faktiska finansiella prestation används en *greentech-dummyvariabel* för att särskilja mellan klimatteknikbolag och övriga uppstartsbolag. Även om klassificeringen utgick från EU:s taxonomi (Europaparlamentet och Europeiska unionens råd, 2020) och därmed baserades på tillförlitliga och relevanta kriterier, innebar det praktiska genomförandet en subjektiv bedömning om respektive uppstartsbolag uppfyllde kriterierna. Detta medför risk för systematiska eller slumpmässiga bedömningsfel och

selektionsbias.

#### **5.4.2 Val av finansiella nyckeltal**

I denna studie används variabeln EBITDA i regressionsmodellerna för att fånga bolagens operativa finansiella prestation. Valet motiveras till viss del av att EBITDA är ett vedertaget mått inom bolagsvärdering vid multipelvärderingar Golub m. fl. (2022). Genom att använda denna variabel bortser studien från bolagens investeringar i anläggningstillgångar, vilket är en relevant aspekt givet att klimatteknikbolag ofta kännetecknas av en högre grad av kapitalintensitet. Detta innebär att studien misslyckas med att fånga en viktig dimension av bolags finansiella verklighet. EBITDA riskerar därmed att överskatta den underliggande prestationsförmågan i bolag med höga investeringar i anläggningstillgångar, eftersom stora investeringar i anläggningstillgångar inte återspeglas i resultaträkningen förrän man räknar med avskrivningar och amorteringar.

Att i stället använda EBIT som variabel hade kunnat ge en mer heltäckande bild på bolagens finansiella ställning. Däremot förekommer stora skillnader i avskrivningspraxis och redovisningsstrategier mellan bolag. Dessa skillnader fångas inte upp i EBITDA-måttet, vilket gör det till ett mer robust alternativ när man vill undvika att inkludera ett stort antal kontrollvariabler för att kompensera för redovisningsmässiga avvikelser. Valet av EBITDA framför EBIT påverkar troligtvis inte studiens huvudsakliga utfall: att klimatteknikbolag underpresterar finansiellt jämfört med övriga uppstartsbolag, däremot påverkas storleken på denna underprestation.

#### **5.4.3 Urvalskriterier och representativitet**

Som en del av urvalsmethodiken sätts en undre och övre omsättningsgräns. Detta motiveras av behovet att inkludera bolag med betydande affärsverksamhet, men som fortfarande är i en skala som indikerar att bolaget är i ett tidigt utvecklingskede. Även om detta intervall är välmotiverat, medför både den undre och övre gränsen begränsningar.

Den undre omsättningsgränsen medför att endast relativt framgångsrika uppstartsbolag inkluderas i studien. Följaktligen exkluderas bolag med låg omsättning samt de som inte överlever. Detta selektiva urval ger upphov till en överlevnadsbias, vilket påverkar resultatets generaliserbarhet. Som beskrivs av Fulton och Mukherjee (2021) har Sveriges uppstartsbolag en överlevnadsgrad på 74 %, vilket innebär att resultaten inte är representativa för de 26 % som inte överlever. Detta begränsar studiens förmåga att spegla det svenska landskapet för uppstartsbolag i sin helhet.

Den övre omsättningsgränsen utesluter däremot framgångssagor, och så kallade enhörningar, från urvalet. På liknande sätt som den undre gränsen begränsar urvalet nedåt, medför den övre gränsen att den mest högpresterande delen av det svenska uppstartslandskapet inte inkluderas i analysen. Detta begränsar studiens representativitet och påverkar därmed även dess generaliserbarhet.

#### **5.4.4 Urvalsstorlek och tidsperiod**

En ytterligare aspekt som begränsar studiens generaliserbarhet är storleken på urvalsgruppen, som omfattar totalt 70 bolag. Ett mindre urval ökar känsligheten för kontextspecifika variationer och reducerar den statistiska styrkan i analysen.

Utöver urvalsstorleken begränsas studien av att bolag endast studeras över en fyraårsperiod (2020-2023). Även om detta möjliggör jämförelse över tid, kan tidsramen vara otillräcklig för att fånga långsiktiga finansiella effekter. Perioden sammanfaller dessutom med coronapandemin, en makrohändelse som med stor sannolikhet påverkade företagens prestation och därigenom även regressionsresultaten.

#### **5.4.5 Kontextuella begränsningar**

Det är viktigt att uppmärksamma de implicita effekterna som studiens avgränsningar har på resultatet. Även om Sverige utgör en särskilt intressant miljö för studien, givet dess ledande position inom innovation och tillgång till riskkapital, är det samtidigt ett unikt ekosystem med en överlevnadsgrad för uppstartsbolag och ett flöde av hållbarhetsinriktade investeringar utom normen. Som framgår av *Sweden Tech Report*

2023 (2024) gick över 70 % av riskkapitalinvesteringarna i Sverige under 2023 till uppstartsbolag med samhälls- eller miljöpåverkan. Dessutom kontextualiseras studien i ett europeiskt sammanhang där intresset för hållbara investeringar både är stort och växande. Båda dessa aspekter särskiljer sig ur ett internationellt perspektiv. Mot bakgrund i detta bör resultatet tolkas med försiktighet i andra geografiska kontexter, särskilt där incitamentsstrukturen för hållbara investeringar inte är densamma. Den unika svenska uppstartsmiljön, i kombination med det europeiska hållbarhetsfokuset begränsar således studiens generaliserbarhet till liknande förhållanden.

#### 5.4.6 Modellernas begränsningar

Das och Mukhopadhyay (2017) menar att en modells konstantterm enbart representerar värdet på den beroende variabeln när samtliga oberoende variabler är noll, och att den därför saknar praktisk relevans. Därmed inkluderas inte konstanttermen i tolkningen av resultaten.

Enligt Jianlong m. fl. (2015) är det vanligt med låga  $R^2$ -värden i finansiella modeller, ofta i intervallet 0,1–0,3, vilket innebär att större vikt bör läggas vid resultatens praktiska betydelse snarare än deras statistiska förklaringsgrad. Regressionsmodellerna som ligger till grund för detta arbete uppvisar dock  $R^2$ -värden som överstiger 0,3. Detta kan indikera att modellen fångar upp strukturellt starka samband, men det utesluter inte risken för överanpassning eller andra brister i modellen. Vidare menar Jianlong m. fl. att ett större dataset kan i vissa fall leda till lägre  $R^2$ -värden, eftersom den ökade variationen bland observationerna gör det svårare för modellen att förklara variansen. Samtidigt ger fler datapunkter en mer stabil och tillförlitlig modell, vilket ofta väger tyngre än en hög förklaringsgrad. Eftersom datainsamlingen följde strikta urvalskriterier har variationen i datan varit begränsad, vilket i sin tur kan ha bidragit till högre  $R^2$ -värden då modellen har lättare att förklara sambanden inom ett mer likartat urval vilket Sanquetta m. fl. (2018) beskriver.

## 5.5 Slutsatser

Syftet med arbetet har varit att undersöka huruvida värderingar av svenska uppstartsbolag inom klimatteknik är finansiellt motiverade. Därigenom har studien syftat till att öka förståelsen för hur riskkapitalaktörer bedömer klimatnytta, samt i vilken utsträckning befintliga verktyg och metoder är ändamålsenliga för att utvärdera denna.

Resultaten från den kvantitativa analysen visar att svenska uppstartsbolag inom klimatteknik värderas signifikant högre än övriga uppstartsbolag, vilket bekräftar hypotesen om en värderingspremie på marknaden. Vad gäller den finansiella prestationen skiljer sig den genomsnittliga årliga omsättningstillväxten (CAGR) inte signifikant mellan grupperna, medan klimatteknikbolagen uppvisar en signifikant lägre lönsamhet (EBITDA). Resultaten som rör finansiell prestation stödjer hypotesen att det finns betydande utmaningar vad gäller att realisera klimatteknikens potential i form av faktisk lönsamhet. Regressionsmodellernas kombinerade resultat implicerar att marknaden har höga förväntningar på svenska uppstartsbolag inom klimatteknik, men att det saknas tydliga belägg för att deras affärsmodeller är långsiktigt lönsamma och skalbara.

Premievärderingen förklaras av ett stort investerarintresse, drivet av förväntningar på god finansiell avkastning. Finansiell värdering av uppstartsbolag inom klimatteknik försvåras av bristande koordinering och låg transparens i klimatdata samt utmaningar i att fastställa sambandet mellan hållbarhetsprofil och finansiella resultat. Detta gör att värderingar av uppstartsbolagen inom klimatteknik huvudsakligen baseras på kvalitativa grunder. Optimistiska spekulationer och uppblåsta investerarförväntningar riskerar att orsaka övervärderingar. I kombination med den observerade finansiella underprestationen kan detta på sikt skapa en grön investeringsbubbla som i förlängningen urholkar investerarförtroendet och hämmar den kritiska gröna omställningen.

I ljuset av detta lyfter studien tre centrala praktiska implikationer. För det första kan investeringslandskapet komma att ändra skepnad från spekulationer till en mer selektiv och strategisk profil. För det andra behöver uppstartsbolag inom klimatteknik

kraftsamla för att aktivt riskminimera och visa konkreta planer till lönsamhet. Slutligen krävs global samordning för att förbättra transparens och standardisering av hållbarhetsrelaterad data, för att möjliggöra ändamålsenliga verktyg och incitament som kan realisera klimatåtgärder i rätt skala och takt.

Studiens resultat och slutsatser bidrar till en fördjupad förståelse för det unika svenska investeringslandskapet för uppstartsbolag, särskilt inom klimatteknik. I den svenska kontexten av hög överlevnadsgrad, stark tillgång till riskkapital och ett historiskt blomstrande ekosystem för uppstartsbolag, är frågan om finansiell bärkraft hos uppstartsbolag inom klimatteknik särskilt aktuell. Studiens relevans understryks av den senaste tidens motgångar för flera högt ansedda svenska klimatteknikbolag.

Det är dock viktigt att tolka resultaten mot studiens begränsningar. Subjektivitet i klassificeringen av klimatteknikbolag, och val av finansiella nyckeltal samt ett relativt litet urval i både storlek och tidsintervall begränsar studiens generaliserbarhet. Den särskilda svenska kontexten påverkar också möjligheten att överföra resultaten till andra marknader.

Studiens resultat väcker flera frågor för framtida forskning. Däribland identifieras behovet att undersöka om resultaten består över längre tidsperioder och i andra geografiska kontexter. Effekten av institutionella ramverk, såsom klimatmål och statliga subventioner, på uppstartsbolags tillväxt och värdering bör utforskas. Slutligen aktualiserar resultaten behovet av att utveckla mer nyanserade värderingsmodeller som systematiskt integrerar klimatnytta, vilket också utgör ett relevant område för vidare metodutveckling.

## Referenser

- Ajayi, V. O. (2016). Primary Sources of Data and Secondary Sources of Data.
- Almi. (2023). *Vad är Almi Invests GreenTech-fond?* Almi. <https://www.almi.se/riskkapital/vara-riskkapitalbolag/almi-invest-greentech/>
- Andersson, F., & Arnberg, A. (2014). Värdering av tillväxtföretag: Skillnaden mellan teori och praktiskt utförande. <https://lup.lub.lu.se/student-papers/record/4498687>
- Bai, Z., Choi, K., & Ng, S. (2019). Testing first order autocorrelation: A simple parametric bootstrap alternative. *Communications in Statistics—Simulation and Computation*, 48(10), 2938–2951. <https://doi.org/10.1080/01966324.2018.1519475>
- Bank for International Settlements. (2021, 20. september). *Sustainable finance: trends, valuations and exposures*. [https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r\\_qt2109v.htm](https://www.bis.org/publ/qtrpdf/r_qt2109v.htm)
- Barker, L. E., & Shaw, K. M. (2015). Best (but oft-forgotten) practices: checking assumptions concerning regression residuals. *The American Journal of Clinical Nutrition*, 102(3). <https://doi.org/10.3945/ajcn.115.113498>
- Britannica, E. (2025 januari). Start-up company. <https://www.britannica.com/money/start-up-company>
- Bryman, A., & Bell, E. (2015). *Företagsekonomiska forskningsmetoder* (2. utg.). Liber.
- Bujang, M. S. B., & Baharum, N. H. (2007). A simplified guide to determination of sample size requirements for estimating the value of intraclass correlation coefficient: A review. *Biochemia Medica*, 17(1), 10–15. <https://doi.org/10.11613/BM.2007.002>
- Carmona, L. A. P. (2017). Regression Analysis: A Geometric Perspective [26th SAE BRASIL International Congress and Display, BRASILCONG 2017]. *SAE Technical Papers, 2017-November*(Issue November). <https://doi.org/10.4271/2017-36-0074>
- Chemmanur, T. J., Krishnan, K., & Nandy, D. K. (2011). How Does Venture Capital Financing Improve Efficiency in Private Firms? A Look Beneath the Surface. *The Review of Financial Studies*, 24(12), 4037–4090. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhr103>

- Damodaran, A. (2009). Valuing Young, Start-up and Growth Companies: Estimation Issues and Valuation Challenges. <https://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/pdfiles/papers/younggrowth.pdf>
- Das, R. N., & Mukhopadhyay, A. C. (2017). Correlated random effects regression analysis for a log-normally distributed variable. *Journal of Applied Statistics*.
- Davila, A., Foster, G., & Gupta, M. (2003). Venture capital financing and the growth of startup firms. *Journal of Business Venturing*, 18(6), 689–708. [https://doi.org/10.1016/S0883-9026\(02\)00127-1](https://doi.org/10.1016/S0883-9026(02)00127-1)
- Dealroom.co, Business Sweden, Swedish Institute, Swedish Agency for Economic and Regional Growth, Swedish Incubators & Science Parks & Vinnova. (2024). *Sweden tech Report 2023*. <https://dealroom.co/reports/sweden-tech-2023-review>
- Dobrynina, M., Rastimeshina, T., Andreeva, A., & Akoeva, M. (2024). The role of environmentally oriented start-ups in the transformation of traditional sectors of the economy. *Reliability: Theory and Applications*, 19(Special issue 6), 1524–1531. <https://doi.org/10.24412/1932-2321-2024-681-1524-1531>
- EIFO. (2024). External Green Tech Market Trends and Returns. [https://www.eifo.dk/media/d02euc0r/external\\_green-tech-market-trends-and-returns\\_final.pdf](https://www.eifo.dk/media/d02euc0r/external_green-tech-market-trends-and-returns_final.pdf)
- Eivora. (2025). *Eivora Databas*. <https://www.eivora.com/sv>
- Encyclopedia Britannica. (2025, 29. mars). *Venture capital*. <https://www.britannica.com/money/venture-capital>
- Estudillo-Martínez, M. D., Castillo-Gutiérrez, S., & Lozano-Aguilera, E. D. (2013). New confidence bands in Q-Q Plots to detect non-normality. *International Journal of Computer Mathematics*, 90(10), 2137–2146. <https://doi.org/10.1080/00207160.2013.792920>
- Europaparlamentet och Europeiska unionens råd. (2020). Förordning (EU) 2020/852 om inrättande av en ram för att underlätta hållbara investeringar (EU-taxonomi).
- Europeiska unionen. (2019). Förordning (EU) 2019/2088 om hållbarhetsrelaterade upplysningar inom sektorn för finansiella tjänster [Tillgänglig på: <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2019/2088/oj/eng>].

- Evans, W. N. (u.å.). *Durbin-Watson Significance Tables*. [https://www3.nd.edu/~wevans1/econ30331/durbin\\_watson\\_tables.pdf](https://www3.nd.edu/~wevans1/econ30331/durbin_watson_tables.pdf)
- Fahrmeir, L., & Tutz, G. (2010). Cook's Distance. I *Encyclopedia of Statistics in Behavioral Science*. Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-04898-2\\_189](https://doi.org/10.1007/978-3-642-04898-2_189)
- Field, A. (2018). *Discovering Statistics Using IBM SPSS Statistics* (5. utg.). SAGE Publications.
- Foglia, M., & Miglietta, F. (2024). Does every cloud (bubble) have a silver lining? An investigation of ESG financial markets. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 42, 100928–100928. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2024.100928>
- Fulton, C., & Mukherjee, S. (2021, 11. augusti). *Focus: How Sweden became the Silicon Valley of Europe*. Reuters. [https://www.reuters.com/business/finance/how-sweden-became-silicon-valley-europe-2021-08-11/?utm\\_source=chatgpt.com](https://www.reuters.com/business/finance/how-sweden-became-silicon-valley-europe-2021-08-11/?utm_source=chatgpt.com)
- Golub, A., Anda, J., Markandya, A., Brody, M., Celovic, A., & Kedaitiene, A. (2022). Climate Alpha and the Global Capital Market. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4177954>
- Gompers, P., Kovner, A., Lerner, J., & Scharfstein, D. (2010). Performance Persistence in Entrepreneurship. *Journal of Financial Economics*, 96(1), 18–32. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2009.11.001>
- Hayes, A. F., & Cai, L. (2007). Using heteroskedasticity-consistent standard error estimators in OLS regression: An introduction and software implementation. *Behavior Research Methods*, 39(4), 709–722. <https://doi.org/10.3758/BF03192961>
- Hoff, P. H. (2012). *Greentech Innovation and Diffusion: A Financial Economics and Firm-Level Perspective*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-8349-3601-1>
- IMF. (2023). Global financial stability report: Navigating global divergences, Chapter 3: Financial sector policies to unlock private climate finance in emerging market and developing economies. <https://www.imf.org/en/Publications/GFSR>
- Jacob, J., & Varadharajan, R. (2023). Raise Estimation: An Alternative Approach in the Presence of Problematic Multicollinearity. *Mathematics and Statistics*, 11(1), 51–64. <https://doi.org/10.13189/ms.2023.110106>
- Jeon, J. (2015). The strengths and limitations of the statistical modeling of complex social phenomenon: Focusing on SEM, path analysis, or multiple regression

- models. *International Journal of Economics and Management Engineering*, 9(5), 1634–1642.
- Jianlong, W., Jaaman, S., & Samsudin, H. (2015). R-squared measurement in multi-factor pricing model. *AIP Conference Proceedings*.
- Linder, M., Björkdahl, J., & Ljungberg, D. (2013). Environmental Orientation and Economic Performance: a Quasi-experimental Study of Small Swedish Firms. *Business Strategy and the Environment*, 23(5), 333–348. <https://doi.org/10.1002/bse.1788>
- Little, D. R. (2023). Visualizing data to check assumptions. *Behavior Research Methods*. <https://doi.org/10.3758/s13428-023-02072-x>
- Mankowski, M., & Moshkov, M. (2021). Segmented Least Squares. I *Studies in Systems, Decision and Control* (s. 147–156, Vol. 331). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-63920-4\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-030-63920-4_13)
- Mansouri, S., & Momtaz, P. P. (2022). Financing sustainable entrepreneurship: ESG measurement, valuation, and performance. *Journal of Business Venturing*, 37(6). <https://doi.org/10.1016/j.jbusvent.2022.106258>
- Matplotlib Developers. (2025). *Matplotlib API Reference*. Matplotlib. <https://matplotlib.org/stable/api/index.html>
- McKinsey & Company. (2024). A Different High-Growth Story: The Unique Challenges of Climate Tech. *McKinsey & Company Insights*. <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/business%20functions/strategy%20and%20corporate%20finance/our%20insights/a%20different%20high%20growth%20story%20the%20unique%20challenges%20of%20climate%20tech/a-different-high-growth-story-the-unique-challenges-of-climate-tech.pdf>
- Morgan Stanley. (2024). Sustainable Signals: Understanding Individual Investors' Interests and Priorities. <https://www.morganstanley.com/content/dam/msdotcom/en/assets/pdfs/MSInstituteForSustainableInvesting-SustainableSignals-Individuals-2024.pdf>
- Norrsken VC. (2025). Physical Climate Risk Assessment Template. <https://www.norrsken.org>

- Numpacharoen, K., & Atsawarungruangkij, A. (2012). Generating Correlation Matrices Based on the Boundaries of Their Coefficients. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0048902>
- NumPy Developers. (2025). *NumPy API Reference*. NumPy. <https://numpy.org/doc/stable/reference/index.html#reference>
- O'Brien, D., & Scott, P. S. (2012). Correlation and regression.
- O'Brien, R. M. (2007). A caution regarding rules of thumb for variance inflation factors. *Quality & Quantity*, 41(5), 673–690. <https://doi.org/10.1007/s11135-006-9018-6>
- Olhoff, A., Bataille, C., Christensen, J., Elzen, M. D., Fransen, T., Grant, N., Blok, K., Kejun, J., Soubeyran, E., Lamb, W., Levin, K., Portugal-Pereira, J., Pathak, M., Kuramochi, T., Strinati, C., Roe, S., & Rogelj, J. (2024). Emissions Gap Report 2024: No more hot air... please! <https://doi.org/10.59117/20.500.11822/46404>
- Pandas Developers. (2025). *pandas API Reference*. pandas. <https://pandas.pydata.org/docs/reference/index.html#api>
- Poojari, S., Acharya, S., Kumar, V. S., & Serrao, V. (2024). Modified least squares ratio estimator for autocorrelated data: Estimation and prediction. *Journal of Accounting and Social Change*. <https://doi.org/10.1016/j.jasc.2024.100001>
- Puri, M., & Zarutskie, R. (2012). On the Lifecycle Dynamics of Venture-Capital- and Non-Venture-Capital-Financed Firms. *The Journal of Finance*, 67(6), 2247–2293. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2012.01786.x>
- Saculinggi, M., & Balase, E. A. (2013). Empirical power comparison of goodness of fit tests for normality in the presence of outliers. *Journal of Physics: Conference Series*. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/435/1/012041>
- Salmerón Gómez, R., García Pérez, J., López Martín, M. D. M., & García, C. G. (2016). Collinearity diagnostic applied in ridge estimation through the variance inflation factor. *Journal of Applied Statistics*, 43(10), 1831–1849. <https://doi.org/10.1080/02664763.2015.1120712>
- Sanquetta, C., Dalla Corte, A., Behling, A., & Sanquetta, M. (2018). Selection criteria for linear regression models to estimate individual tree biomasses in the Atlantic Rain Forest, Brazil. *Carbon Balance and Management*, 13(1), 1–11.
- ScienceDirect Topics. (n.d.). *Log Transformation*. <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/log-transformation>

- Seabold, S., & Perktold, J. (2010). statsmodels: Econometric and statistical modeling with python. *9th Python in Science Conference*.
- Uyanto, S. S. (2022). Monte Carlo power comparison of seven most commonly used heteroscedasticity tests. *Communications in Statistics: Simulation and Computation*, 51(4), 2065–2082. <https://doi.org/10.1080/03610918.2019.1692031>
- Waskom, M. (2025). *Seaborn API Reference*. Seaborn. <https://seaborn.pydata.org/api.html>
- Whelan, T., Atz, U., Holt, T., & Clark, C. (2021). *ESG and Financial Performance: Uncovering the Relationship by Aggregating Evidence from 1,000 Plus Studies*. NYU Stern Center for Sustainable Business. [https://www.stern.nyu.edu/sites/default/files/assets/documents/NYU-RAM\\_ESG-Paper.2021%20Rev\\_0.pdf](https://www.stern.nyu.edu/sites/default/files/assets/documents/NYU-RAM_ESG-Paper.2021%20Rev_0.pdf)
- Virtanen, P., m. fl. (2025). *SciPy Stats Module API Reference*. SciPy Developers. <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/stats.html>

# Bilagor

## A Dataanalys

### A.1 Residualanalys

Residualanalysen syftar till att utvärdera om regressionsmodellerna uppfyller grundläggande antaganden såsom normalfördelade, oberoende och homoskedastiska residualer. Detta för att kunna stärka tillförlitligheten i resultaten och modellernas validitet.

#### A.1.1 Normalfördelning av residualer

Normalfördelade residualer innebär att de är slumpmässigt fördelade utan systematiska avvikelser, vilket stärker tillförlitligheten i hypotesprövning och tolkning av resultaten. Om detta antagande inte uppfylls, riskerar p-värden och konfidensintervall att bli missvisande (Barker och Shaw, 2015).

#### Shapiro-Wilk

I ett Shapiro-Wilk test undersöks normalfördelningen hos residualerna. Om residualerna inte kan betraktas som normalfördelade bryts antagandena för OLS-regressionen (Saculinggi och Balase, 2013). En nollhypotes ( $H_0$ ) samt en alternativ hypotes ( $H_1$ ) fastställs i syfte att utvärdera residualernas normalitet i samband med statistisk prövning av Shapiro-Wilk-värdena.

- Nollhypotes  $H_0$ : Residualerna är normalfördelade.
- Alternativ hypotes  $H_1$ : Residualerna är inte normalfördelade.

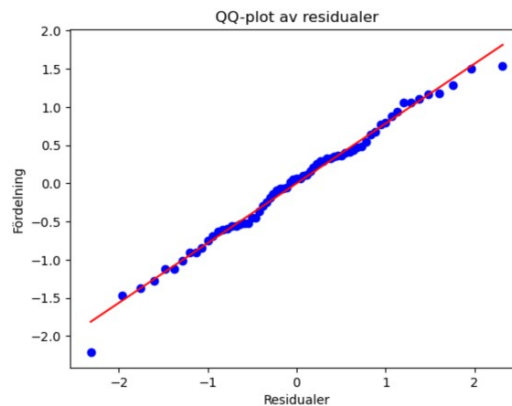
För normalfördelade residualer krävs ett p-värde  $\geq 0,05$  för att inte kunna förkasta hypotesen om normalfördelning (Little, 2023). P-värdena för Shapiro-Wilk redovisas nedan för respektive modell.

- Modell 1:  $p \approx 0,756$
- Modell 2:  $p \approx 0,104$
- Modell 3:  $p \approx 0,818$

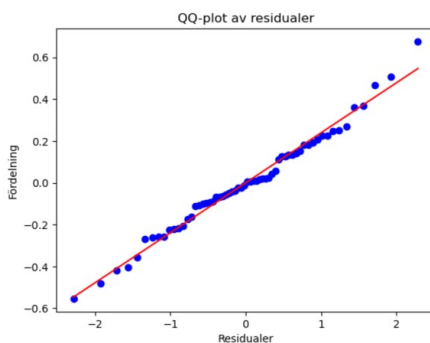
Då samtliga p-värden är  $\geq 0,05$  kan hypotesen om residualernas normalfördelning inte förkastas enligt Shapiro-Wilk-testet.

### Q-Q-plot

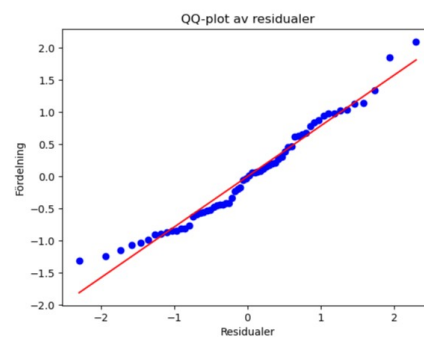
Q-Q-plot (Quantile-Quantile-plot) används som ett visuellt verktyg för att bedöma residualernas normalfördelning (Estudillo-Martínez m.fl., 2013) och är därför ett komplement till Shapiro-Wilk-testet. Little (2023) menar att om datapunkterna ligger nära referenslinjen kan hypotesen om residualernas normalitet inte förkastas. Q-Q-plottarna för samtliga regressionsmodeller visualiseras i Figur 1.



(a) Modell 1



(b) Modell 2



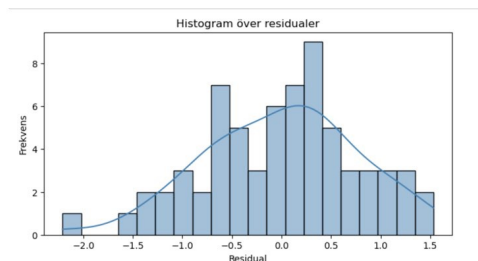
(c) Modell 3

Figur 1: Q-Q-plottar för residualer i respektive regressionsmodell

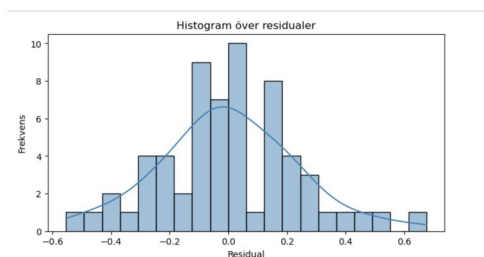
I avsaknaden av det statistiska Shapiro-Wilk testet skapas ett stort tolkningsutrymme för huruvida Q-Q-plottarna bevisar normalfördelning hos residualerna. Estudillo-Martínez m. fl. (2013) menar att visuell inspektion av graferna ger upphov till subjektivitet i analysen om vad som betraktas som normalfördelat. Q-Q-plottarna bör därför betraktas med försiktighet, i syfte att förhindra felaktiga slutsatser som kan leda till typ-II fel. I samband med resultaten av Shapiro-Wilk testen, som visar på normalfördelade residualer, motstrider inte Q-Q-plottarna i Figur 1 att residualerna är normalfördelade. Hypotesen om residualernas normalitet kan inte förkastas genom analys av Q-Q-plottarna.

### Histogram

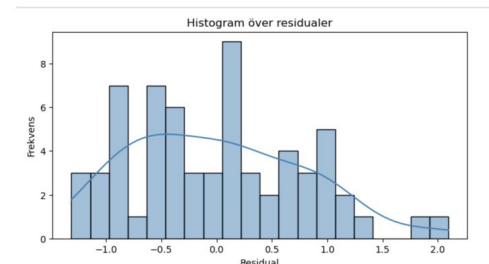
Histogram över residualfördelningen är ytterligare ett komplement till Shapiro-Wilk-testet och Q-Q-plottarna. Barker och Shaw (2015) hävdar att normalfördelade residualer bör efterlikna en Bell-kurva (alternativt normal distribution). Dessa histogram, likt Q-Q-plottarna, ger endast utrymme för visuell analys och subjektiva bedömningar och kombineras därför med fördel av ett statistiskt Shapiro-Wilk-test.



(a) Modell 1



(b) Modell 2



(c) Modell 3

Figur 2: Histogram för normalfördelning av residualer för respektive värderingsmodell.

I modell 1 och 2 påvisar urskiljbara Bell-kurvor, medan modell 3 inte visar lika tydlig

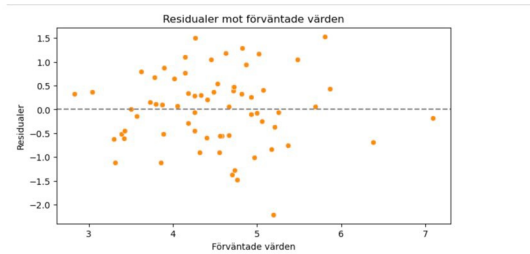
normalfördelad kurva med samma otvetydighet som de föregående. I kombination med Shapiro-Wilk, Q-Q-plottarna samt Jarque-Bera och Omnibus testen (se Tabell 9) pekar samtliga analyser på att residualerna är normalfördelade.

### **A.1.2 Homoskedasticitet**

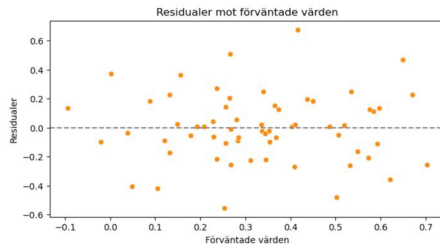
Homoskedasticitet innebär att residualerna i modellen antas ha konstant varians för alla oberoende variabler ((Hayes & Cai, 2007)). Hayes och Cai (2007) menar vidare att om detta antagande bryts kan det leda till felaktiga statistiska slutledningar, och variansen benämns då heteroskedastisk. För att utvärdera detta används både residualplottar och Breusch-Pagan-test.

#### **Residualplott**

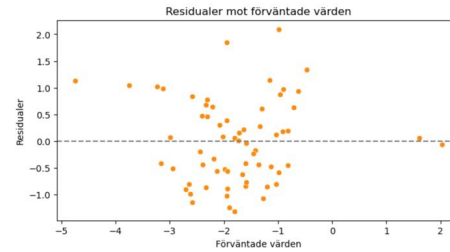
Plottning av residualerna används som ett visuellt verktyg för att identifiera mönster och samband. Hayes och Cai (2007) påpekar att en jämn spridning av punkter över hela spannet av förväntade värden indikerar homoskedasticitet. Hayes och Cai (2007) fortsätter med att poängtera att systematiska mönster i residualplottarna innebär att regressionerna inte följer ett linjärt samband, och variansen är heteroskedastisk. Ytterligare analyser av residualplottar innefattar identifiering av extremvärden samt kontroll för OLS-regressionernas linearitet. Figur 3 visualiserar residualerna mot dess förväntade värden i tre olika spridningsdiagram.



(a) Modell 1



(b) Modell 2



(c) Modell 3

Figur 3: Residualer mot förväntade värden plottade för respektive regressionsmodell.

Utifrån graferna i Figur 3 hittas inget distinkt mönster hos residualplottarna. Samtliga grafer har datapunkter spridda över hela spannet av förväntade värden. Detta är dock en initialt övergripande analys som enbart inspekterar graferna visuellt, vilket Hayes och Cai (2007) poängterar är det enklaste testet för homoskedasticitet. Som komplement till residualplottarna används Breusch-Pagan-testet för att stärka den visuella analysen av residualplottarna.

### Breusch-Pagan-test

Breusch-Pagan-test används för att statistiskt fastställa hetero- eller homoskedasticitet i residualerna (Uyanto, 2022). P-värde  $> 0,05$  innebär att nollhypotesen om homoskedasticitet i residualerna ej kan förkastas, residualerna har konstant varians. Nollhypotesen och den alternativa hypotesen formuleras nedan.

- Nollhypotes  $H_0$ : Det är konstant varians i residualerna.
- Alternativ hypotes  $H_1$ : Det är inte konstant varians i residualerna.

Följande lista presenterar p-värdena för respektive modells Breusch-Pagan test.

- Modell 1:  $p \approx 0,368$
- Modell 2:  $p \approx 0,627$
- Modell 3:  $p \approx 0,42$

Då samtliga p-värden  $> 0,05$  betraktas residualerna ha konstant varians för samtliga modeller, och nollhypotesen kan således inte förkastas.

### A.1.3 Autokorrelation

Autokorrelation innebär att residualerna i modellen är korrelerade med varandra. Poojari m. fl. (2024) beskriver att detta kan leda till felaktiga slutsatser om modellens signifikans. För att testa detta användes Durbin-Watson-testet.

#### Durbin-Watson-test

Ett Durbin-Watson-test används för att identifiera autokorrelation i residualerna (Evans, u.å.). En nollhypotes och en alternativ hypotes för testet ställs upp enligt följande:

- Nollhypotes  $H_0$ : Residualerna från en OLS-regression autokorrelerar inte
- Alternativ hypotes  $H_1$ : Residualerna från en OLS-regression autokorrelerar

Testet ger värden inom intervallet  $[0, 4]$  där ett DW-värde  $\approx 2$  indikerar frånvaro av autokorrelation, DW-värde  $\approx 0$  visar på positiv autokorrelation och DW-värde  $\approx 4$  visar på negativ autokorrelation. (Evans, u.å.). Nedan finns värdena för modellernas respektive Durbin-Watson-test.

- Modell 1: DW = 1,936
- Modell 2: DW = 2,132
- Modell 3: DW = 1,924

För att utvärdera ovanstående DW-värden granskas de undre ( $dL$ )- och övre ( $dU$ ) kritiska värdena från Tabell A-1 (Savin och White) sammanställd av Evans (u.å.), som också gestaltar metodiken för Durbin-Watson testet som används i denna analys. Tabellen visar antal observationer ( $n$ ) längs y-axeln och antal regressorer inklusive konstanttermen ( $k$ ) längs x-axeln, där värdekombinationen ger ett  $dL$  och  $dU$  för varje modell. En tabell över de olika parametrarna finns sammanställd i Tabell 10 nedan.

Tabell 10: Sammanställning av parametrar för Durbin-Watson test

Parameter	Modell 1	Modell 2	Modell 3
$n$	70	70	70
$k$	8	8	7
$dL$	1,233	1,233	1,253
$dU$	1,716	1,716	1,680
DW	1,936	2,123	1,924
4-DW	2,064	1,877	2,076

Parametervärden för de olika modellerna i ett Durbin-Watson test. Notera att  $n$  är konstant 70, då 70 olika bolag användas för samtliga regressioner. Antalet regressorer ( $k$ ) för modell 1 och 2 är 8, och modellerna får således samma  $dL$ - respektive  $dU$ -värden. DW representerar Durbin-Watson värdet.

För att avgöra om residualerna påvisar *positiv autokorrelation* jämförs DW-värdena med det undre ( $dL$ ) respektive övre ( $dU$ ) kritiska värdet för varje regression.

- Om  $DW < dL$ : signifikant positiv autokorrelation existerar i residualerna
- Om  $DW > dU$ : signifikant positiv autokorrelation existerar inte i residualerna
- Om  $dL < DW < dU$ : testet är inkonklusivt

Då samtliga DW-värden är större än respektive kritiska  $dU$ -värde finns det inte belägg för att positiv autokorrelation råder hos residualerna. I kontrast för kontroll av positiv autokorrelation hos residualerna testas även *negativ autokorrelation*, genom följande kriterier:

- Om  $(4 - DW) < dL$ : signifikant negativ autokorrelation existerar i residualerna
- Om  $(4 - DW) > dU$ : signifikant negativ autokorrelation existerar inte i residualerna
- Om  $dL < (4 - DW) < dU$ : testet är inkonklusivt

Genom jämförelse av parametervärdena (se Tabell 10) konstateras att alla modeller uppfyller ovanstående kriterium om att negativ autokorrelation inte förekommer. Eftersom DW-värdet för samtliga modeller ligger mellan de kritiska gränsvärdena för både positiv och negativ autokorrelation i residualerna kan inte nollhypotesen ( $H_0$ ) förkastas.

Bai m. fl. (2019) menar dock att Durbin-Watson-testets prestanda för små- till medelstora antal observationer försämras. Utfallet för Durbin-Watson-testet ska i detta fall därför tolkas med viss försiktighet.

## A.2 Kollinearitet och korrelation

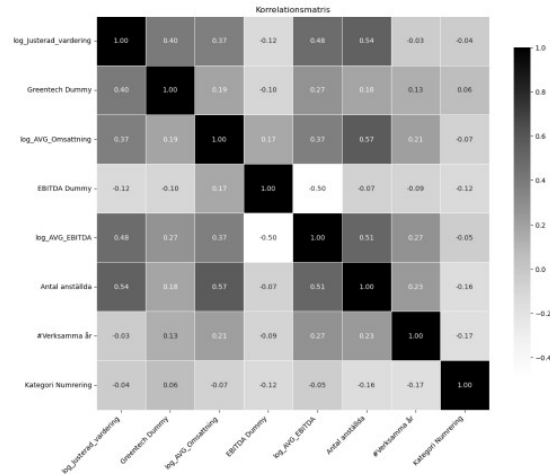
Kollinearitet uppstår när två eller flera oberoende variabler är starkt korrelerade. Jacob och Varadharajan (2023) menar att det kan leda till otillförlitliga resultat samt diffusa tolkningar av bidrag från varje kontrollvariabel, då dessa kan vara korrelerade med andra. Observera att detta skiljer sig från autokorrelation, som avser korrelation mellan residualer och är därmed en del av residualanalysen, medan kollinearitet avser korrelation mellan regressorer. Kontroll av kollinearitet sker genom korrelationsmatris och VIF-test, vilka presenteras nedan.

### Korrelationsmatris

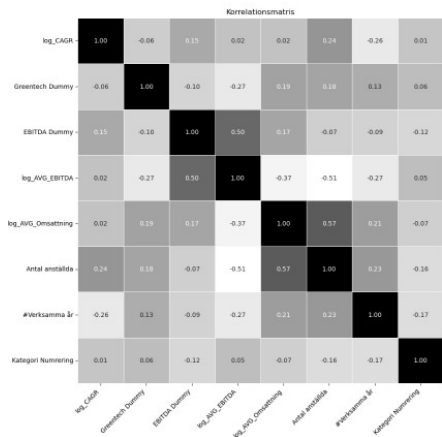
Enligt Numpacharoen och Atsawarungruangkij (2012) presenteras korrelationen mellan olika variabler vanligtvis i form av en matris. Korrelationen uttrycks med olika värden i form av korrelationskoefficienter, alternativt Pearson-koefficienter ( $r_p$ ) vilket är fallet då spannet för  $r_p$  ligger mellan -1 och 1 (Bujang och Baharum, 2007). Tecknet på  $r_p$  påvisar om korrelationen mellan variablerna är positiv (+) eller negativ (-), där

ett positivt tecken signalerar att en ökning i en variabel ger en ökning i den korrelerade variabeln, därav positiv korrelation. Ett negativt tecken på  $r_p$  visar på motsatt vis att en ökning i ena variabeln ger en minskning i den korrelerade variabeln, varav negativ korrelation. Korrelationskoefficientens magnitud avspeglar hur starkt variablerna är korrelerade, vilket innebär att ett  $r_p$ -värde = 1 innebär ett perfekt positivt samband, -1 ett perfekt negativt samband, och 0 innebär att det inte finns något samband. Bujang och Baharum (2007) menar att värden för  $r_p$  inom intervallet  $0 \leq |r_p| \leq 0,25$  betraktas som tillräckligt liten korrelation att den kan bortses,  $0,25 < |r_p| \leq 0,50$  tyder på svag korrelation,  $0,50 < |r_p| \leq 0,75$  är stark korrelation och  $0,75 < |r_p| \leq 1,0$  är mycket stark korrelation.

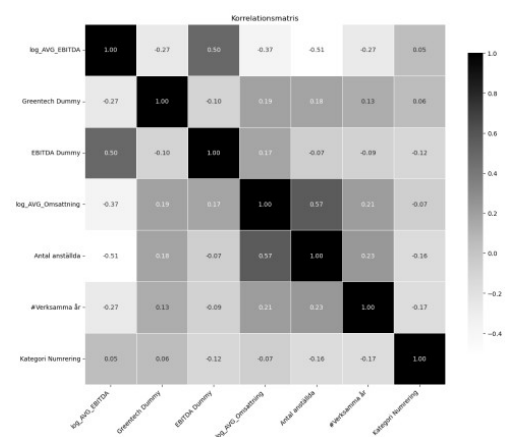
I Figur 4 illustreras tre olika korrelationsmatriser för respektive regressionsmodell, där skärningen av två variabler i matrisen representeras av en ruta med korrelationskoefficienten. Positiva samband av högre magnitud illustreras med högre kontrast, medan svagt positiva och negativa samband har lägre kontrast.



(a) Korrelationsmatris för modell 1



(b) Korrelationsmatris för modell 2



(c) Korrelationsmatris för modell 3

Figur 4: Korrelationsmatriser för samtliga modeller.

Korrelationskoefficienterna längsmed diagonalerna för vardera korrelationsmatris är 1, vilket orsakas av att samma variabel jämförs med sig själv, och ger då ett perfekt positivt samband vilket kan förbises. Notera även att värdena är spegelvända på respektive sida av diagonalen. Samma korrelationskoefficient återfinns därmed två gånger i matrisen på vardera sida diagonalen.

Bortsett från värdena längs diagonalen är det största positiva värdet för modell 1 0,57, mellan variablerna *antal anställda* och *log(O)*. Det minsta värdet är -0,50 mellan variablerna  $E_D$  och *log(EBITDA)*. För modell 2 är största värdet 0,57 och mellan *antal anställda* och *log(Omsättning)*, minsta värdet är -0,51 mellan *antal anställda* och

$\log(EBITDA)$ . I modell 3 är största värdet 0,57 mellan *antal anställda* och  $\log(O)$ , minsta värdet är -0,51 mellan *antal anställda* och  $\log(EBITDA)$ . Även om dessa variabler uppvisar högre inbördes korrelation, bedöms detta inte påverka modellens primära utfall eftersom de enbart fungerar som kontrollvariabler.

För samtliga modeller var den största positiva korrelationen mellan *antal anställda* och  $\log(Omsättning)$ . Denna starka korrelation är förväntad, då båda variablerna påvisar ett mått på företagens storlek och omfattning.

På liknande sätt är den negativa korrelationen mellan  $E_D$  och  $\log(EBITDA)$  förväntad. Detta då kostnader för personal är en ingående post i beräkningen av EBITDA, där fler antal anställda ger större personalkostnader och därmed lägre EBITDA. Vidare kan den negativa korrelationen mellan  $E_D$  och  $\log(EBITDA)$  förklaras genom en snedfördelning mellan antalet nollor och ettor för  $E_D$  i datamängden. En ytterligare bidragande orsak är att EBITDA-värdena i datamängden till största delen är negativa, och att dessa negativa värden tenderar att vara större i absoluta tal än de få positiva.

#### **VIF-test**

VIF-testet (*Variance Inflation Factor test*) tittar på kollinearitet mellan variablerna. Ett VIF-test mäter hur variansen i en regressionskoefficient förändras på grund av multikollinearitet mellan de andra regressorerna (Salmerón Gómez m. fl., 2016). I Tabell 11 redovisas samtliga variablers VIF-värden för de tre modellerna. Ett idealt värde på VIF är 1, vilket innebär ingen korrelation. Ett högre värde indikerar starkare multikollinearitet. Ett fast tröskelvärde, vanligtvis  $VIF > 10$ , anses som en vanlig tumregel som VIF inte ska överstiga för att motbevisa multikollinearitet mellan variablerna enligt O'Brien (2007).

Vidare belyser O'Brien (2007) att VIF-värdena inte bör granskas självständigt och okritiskt, utan i kombination med andra faktorer såsom  $R^2$ , stickprovsstorlek och standardavvikelse som också påverkar variansen hos regressionskoefficienterna. Detta i syfte att inte vidta onödiga åtgärder vid höga VIF-värden för att förbättra regressionernas tillförlitlighet, utan ska initialt analyseras i en bredare kontext.

Tabell 11: VIF för samtliga variabler

Variabel	Modell 1	Modell 2	Modell 3
Konstant ( $a$ )	25,3067	23,6117	24,5665
$G_D$	1,113	1,156	1,058
$E_D$	1,307	1,414	1,097
log(Omsättning)	1,806	2,192	1,595
log(EBITDA)	2,101	2,393	-
Antal anställda	1,901	1,977	1,582
Verksamma år	1,155	1,234	1,186
Sektorindex	1,096	1,167	1,064

VIF-värden för samtliga modeller och variabler. Notera att värdet för log(EBITDA) saknas för modell 3, då denna används som beroende variabel.

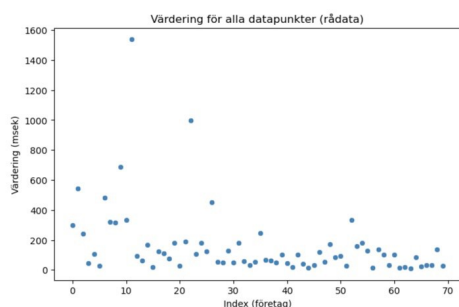
Utifrån Tabell 11 uppvisar VIF-testen värden under kritiska nivåer, med  $VIF > 10$  som tumregel, vilket tyder på frånvaro av signifikant multikollinearitet. Detta bortsett från konstanten  $a$ , som ej är av intresse för analysen vilket diskuteras i första stycket under kapitel 5.4.6. Med andra faktorer i beaktning, som godtagbara  $R^2$ -värden och standardavvikelse, finns inga indikationer på att multikollinearitet utgör ett problem för respektive modell, i enlighet med O'Brien (2007).

## B Databearbetning

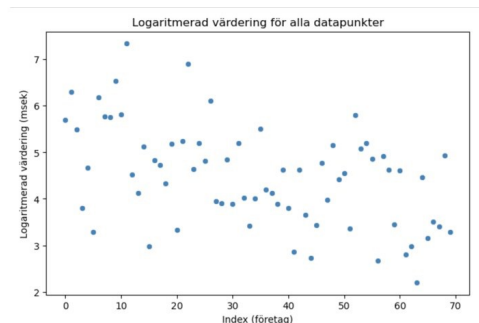
Inför regressionsanalyserna har datan bearbetats för att uppfylla regressionsanalysens grundläggande antaganden. Nedan redogörs för denna databearbetning, som innefattar log-transformation och borttagning av lägsna observationer.

## B.1 Log-transformation

Figur 5 - 7 visar på log-transformationen för de tre olika beroende variablerna; V, CAGR och EBITDA för respektive modell. Det är också dessa variabler som har störst spridning av datapunkter, vilket skapar behovet av logaritmering. Syftet med log-transformationerna är att reducera och komprimera spridningen av värden längs y-axeln, där små värden kan överskuggas av större värden (ScienceDirect Topics, n.d.). Detta för att extrema värden inte ska snedvrída resultatet av OLS-regressionerna. Vid transformationerna har den naturliga logaritmen ( $\ln$ ) använts.



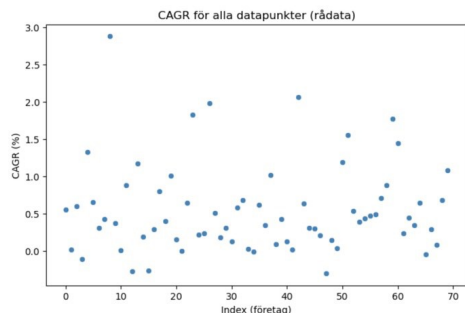
(a) Punktdiagram över bolagens inflations-justerade värderingar: V



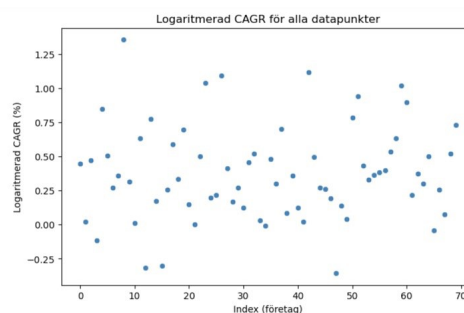
(b) Punktdiagram över bolagens log-transformerade och inflations-justerade värderingar:  $\log(V)$

Figur 5: Förra (a) respektive efter (b) log-transformerade företagsvärderingar

Figur 5 illustrerar log-transformationen för företagsvärdering. Figur 5a påvisar stor skillnad mellan extremvärden i värderingarna, vilket kräver log-transformation. Figur 5b visar resultatet efter log-transformationen, där spridningen inte är lika extrem. Notera att skalan för y-axeln har komprimerats i Figur 5b.



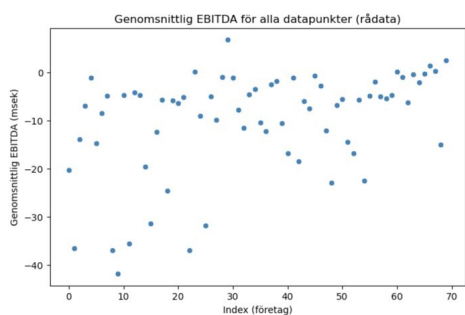
(a) Punktdiagram över bolagens CAGR



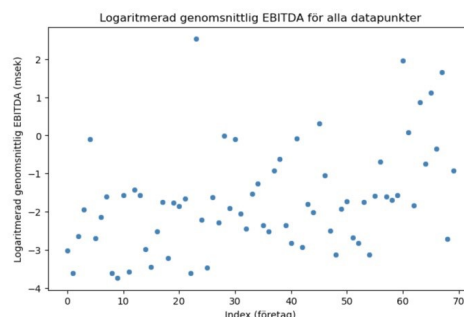
(b) Punktdiagram över bolagens log-transformerade CAGR

Figur 6: Före (a) respektive efter (b) log-transformerad CAGR

Likt Figur 5 visar Figur 6 log-transformation, där CAGR logaritmerades. Transformationen jämnare värden och ett smalare intervall längs y-axeln.



(a) Punktdiagram över bolagens EBITDA



(b) Punktdiagram över bolagens log-transformerade EBITDA. Notera att negativa EBITDA-värden ej kan logaritmeras, varav absolutbeloppet av EBITDA har tagits fram och logaritmerats. Därav EBITDA-Dummy ( $E_D$ ).

Figur 7: Före (a) respektive efter (b) log-transformerad EBITDA

Log-transformationen som illustreras i Figur 7 transformerar variabeln EBITDA. Trots omvandling kvarstår vissa extremvärden, vilket är varför Cooks-distans testet används. Mer information om Cooks-distans finns i avsnitt B.2.

## B.2 Cooks-distans

Cooks-distans testet avlägsnar observationer som anses inflytelserika för att inte snedvrída skattningarna av koefficienterna, och används ofta i samband med linjära regressionsanalyser (Fahrmeir och Tutz, 2010). Antal observationer som togs bort för respektive modell återges i listan nedan.

- Modell 1: 3 observationer
- Modell 2: 8 observationer
- Modell 3: 6 observationer

Cooks-distans testet var den slutliga databearbetningen innan OLS-regressionerna för respektive modell implementerades.

## C Dataset och Pythonkod

Datasetet som använts i studien tillsammans med Python-koden som tillämpats för regressionsanalyserna, finns tillgängliga via följande länk:

[https://drive.google.com/drive/folders/1Te\\_uggzRYxFg61J-gZCfN3lnKtEDcght?usp=sharing](https://drive.google.com/drive/folders/1Te_uggzRYxFg61J-gZCfN3lnKtEDcght?usp=sharing)



INSTITUTIONEN FÖR TENIKENS EKONOMI OCH ORGANISATION  
AVDELNINGEN FÖR ENTREPRENÖRSKAP OCH STRATEGI  
CHALMERS TEKNISKA HÖGSKOLA

Göteborg, Sverige 2025  
[www.chalmers.se](http://www.chalmers.se)



**CHALMERS**