



UiT Norges arktiske universitet

Handelshøgskolen ved UiT

Effektivitetsanalyse og produktivitetsutvikling i norske sparebanker

En analyse av norske sparebanker for perioden 2014-2017 ved bruk av Data Envelopment Analysis og Malmquist produktivitetsindeks.

Kristoffer Borkenhagen

Masteroppgave i økonomi og administrasjon Bed-3091 februar 2021

Forord

Denne masteroppgaven avslutter min mastergrad i økonomi og administrasjon, med fordypning i økonomisk analyse og finans, ved Handelshøyskolen i Tromsø.

Ønsker i den forbindelse å takke min veileder Helen Marita Sørensen Holst for god veiledning og støtte gjennom arbeidet med oppgaven. Ønsker samtidig å rette en stor takk til Emilie Osnes for støttende ord og oppmuntring i tunge perioder.

Ønsker i tillegg å rette en takk til min mor Tove, min tante Bjørgunn og resten av familien for støtte og oppmuntring.

Sammendrag

Denne oppgaven analyserer effektivitet og effektivitetsutviklingen for norske sparebanker i perioden 2014-2017. Banknæringen i Norge reguleres av regjeringen i form av boliglånsforskrifter og andre regulatoriske krav. Banknæringen spiller en viktig samfunnsrolle for å tilby trygg og stabil finansiering til befolkningen.

Datagrunnlaget for analysen er hentet fra Finans Norge sine årlige utgivelser av nøkkeltall for norske sparebanker. Finans Norge har publisert regnskapstall for sparebankene helt siden 1995.

Ved bruk av Data Envelopment Analysis (DEA) estimeres effektiviteten, Malmquist produktivitetsindeks (M) estimerer effektivitetsutviklingen. For å finne outliers i analysen brukes supereffektivitet. Bootstrapping er brukt for å estimere teknisk mulig front. Input-variabler som er benyttet i analyser består av lønn og administrasjonskostnader, andre driftskostnader og tap på utlån. Output-variabler består av bankinnskudd fra kunder, netto utlån og netto provisjonsinntekter.

Resultater fra analysen viser en gjennomsnittlig effektivitet mellom 67,2% - 80% ved konstant skalautbytte, og 85,8% - 90,6% ved variabelt skalautbytte. Lavest effektivitet ble målt i 2016. Ved bootstrapping synker den gjennomsnittlige effektiviteten. Den bias-korrigerede bootstrappingfronten ligger utenfor DEA-fronten. Bankene må dermed strekke seg lengere for å nå den teknisk mulige fronten.

Malmquist produktivitetsindeks varierer fra år til år. Den viser en fremgang på 3,08% for perioden 2014-2017. Utviklingen for banknæringen går marginalt i positiv retning for hele perioden. Alle analyserte perioder viser fremgang for M. Analyser gjort for catch-up effekt viser tre perioder med tilbakegang og en med fremgang, for teknologisk utviklingen er det tre perioder med fremgang og en periode med tilbakegang.

Resultater for DEA og M for viser stor spredning i effektivitet og effektivitetsutvikling for banker på enkeltnivå. For analyser av Malmquist produktivitetsindeks finner analysen gjennomsnittlig M som varierer fra 0,6573 – 1.5904 for perioden 2014-2017.

Beregninger i oppgaven er utført med programpakken R (versjon 1.3.1093) med tilleggspakken «Benchmarking» og Microsoft Excel for Microsoft 365.

Nøkkelord: Data Envelopment Analysis, Malmquist produktivitetsindeks, effektivitet, banknæring, bootstrapping, regulering, regulatoriske krav og boliglånsforskrifter.

Innholdsfortegnelse

1 Innledning	1
1.1 Bakgrunn	1
1.2 Problemstilling.....	2
1.3 Avgrensning.....	3
1.4 Oppbygning	3
2 Introduksjon til banknæringen	4
2.1 Regulering.....	5
2.2 Boliglånsforskriftene	6
2.3 Sparebankene.....	8
2.4 Tidligere studier.....	10
3 Metode og teori	12
3.1 Effektivitet og produktivitet	12
3.2 Farrells effektivitetsmål.....	13
3.3 Input og Outputorientering.....	17
3.4 Skalautbytte.....	18
3.5 DEA	19
3.5.1 CCR-modellen	20
3.5.2 BCC-modellen	23
3.6 Skalaeffektivitet.....	23
3.7 Supereffektivitet.....	25
3.8 Malmquist-analyse	27
3.9 Bootstrapping	29
4 Datagrunnlag	32
4.1 Utvalg.....	32
4.2 Valg av outputs.....	33
4.2.1 Bankinnskudd fra kunder	33
4.2.2 Netto utlån	33
4.2.3 Netto provisjonsinntekter	33
4.3 Valg av inputs	34
4.3.1 Lønn og administrasjonskostnader	34
4.3.2 Andre driftskostnader	34
4.3.3 Tap på utlån.....	34

4.4 Valg av variabler	35
4.5 Outliere.....	35
4.6 Skalautbytte.....	36
4.7 Validitet og reliabilitet.....	36
5 Resultat og analyse	39
5.1 Effektivitet i DEA (VRS og CRS)	39
5.2 Bootstrapping i DEA.....	45
5.5 Resultater fra Malmquist produktivitetsindeks:	46
5.6 Resultater fra DEA, M og supereffektivitet på enhetsnivå.....	50
6 Diskusjon og konklusjon	56
6.1 Diskusjon	56
6.3 Konklusjon	59
6.4 Videre forskning	60
Referanseliste.....	61
Vedlegg.....	65

Figuroversikt:

Figur 1: Utlånsmarginer. Kilde: Statistisk sentralbyrå	5
Figur 2: Innlands lånegjeld fra 2013 - 2018. Kilde: Statistisk sentralbyrå	7
Figur 3: Antall sparebanker i Norge. Kilde: Finans Norge	8
Figur 4: Farrells effektivitetsmål med to inputs og en output. Kilde: (Farrell, 1957)	15
Figur 5: Teknisk effektivitet. Kilde: (Bogetoft & Otto, 2011)	16
Figur 6: Input og outputorientering. Kilde:(Bogetoft & Otto, 2011)	17
Figur 7: Variabel og konstant skalautbytte. Kilde: (Bogetoft & Otto, 2011)	18
Figur 8: Effektiv stykkevis lineær produksjonsfront beregnet med DEA ved antagelse om konstant skalautbytte og input-orientering. Kilde: (Coelli et al., 2005).....	22
Figur 9: Skalaeffektivitet. Kilde: (Bogetoft & Otto, 2011)	24
Figur 10: Supereffektivitet. Kilde:(Bogetoft & Otto, 2011).....	26
Figur 11: Salterdiagram for 2014 under CRS.....	41
Figur 12: Salterdiagram for 2015 under CRS.....	41
Figur 13: Salterdiagram for 2016 under CRS.....	42
Figur 14: Salterdiagram for 2017 under CRS.....	43
Figur 15: Standardavvik for VRS, CRS og SE.....	44
Figur 16: Malmquist-analyse fra periode til periode.....	47
Figur 17: M 2014-2015 CRS.....	48
Figur 18: M 2015-2016 CRS.....	48
Figur 19: M 2016-2017 CRS.....	49
Figur 20: M 2014-2017 CRS.....	50

Tabelloversikt:

Tabell 1: Tidligere oppgaver med skala, inputs og outputs.....	10
Tabell 2: Utvalg i perioden 2014-2017	32
Tabell 3: Variabler for Data Envelopment Analysis og Malmquist produktivitetsindeks	35
Tabell 4: Populasjon, Utvalg og Outliers	36
Tabell 5: Deskriptiv statistikk for sparebankene under CRS.	39
Tabell 6: Deskriptiv statistikk for sparebankene under VRS	40
Tabell 7: Gjennomsnittlig VRS, Gjennomsnittlig CRS, Gjennomsnittlig skalaeffektivitet (SE) med standardavvik (SD) for alle utvalg.	44
Tabell 8: Bootstrapping under VRS for 2014-2017	45
Tabell 9: Bootstrapping under CRS for 2014-2017.....	45
Tabell 10: Malmquist produktivitetsindeks (M), Catch-up effekt (MC), Teknologisk endring (MF) ..	46
Tabell 11: Sortering av supereffektive for 2014-2017	52
Tabell 12: Sortert for Malmquist Indeks (M) CRS 2014-2017	53
Tabell 13: Sortert for catch-up effekt (MC) CRS 2014-2017	54
Tabell 14: Sortert for teknologisk endring (MF) CRS 2014-2017	54

1 Innledning

1.1 Bakgrunn

Utlånsmarkedet i Norge har i flere år vært under hardt press og for hvert år har husholdningsskjelden vokst. Allerede i 2015 la regjeringen frem første utkast til boliglånforskriftene (Finansdepartementet, 2015), som senere har blitt revidert i flere utgaver frem til foreløpig siste fra januar 2021 (Finansdepartementet, 2021). Banknæringen i Norge har lenge vært i konkurranse med utenlandske og nasjonale aktører som alle ønsker å oppnå høyest mulige marginer. Marginer tjenes hovedsakelig inn på utlån og bankinnskudd fra privatkunder og bedriftskunder. Marginer har vært fallende for perioden 2014-2017 (Norges-Bank, 2020) mye grunnet lavere styringsrente. Etter boliglånforskriftenes inntreden i Norge har nå alle banker samme retningslinjer de må forholde seg til, gjelder krav til inntekt, krav om egenkapital og betjening. Kunder får stadig mer kunnskap og kompetanse, det er stadig lettere å skifte bank. Digitalisering av banknæring har også blitt implementert i stor grad for å kapre markedsandeler og marginer.

Banknæring er i en endring, men banker ønsker fortsatt å se til konkurrenter for hvordan driften fremover kan være mest mulig effektiv. Nye tjenester tilbys som ikke alltid har vært en del av den tradisjonelle banken, som forsikring, sparing og andre finansielle tjenester. Denne oppgaven vil rangere hvor effektive enkelte Norske Sparebanker var før boliglånforskriftene mot etter. Oppgaven vil se på om en effektivitetsanalyse er et godt verktøy for å si noe om effektivitet til analysens utvalg av norske sparebanker.

Oppgaven vil vurdere effektiviteten ved å bruke et utvalg norske sparebanker fra perioden 2014-2017. Effektiviteten beregnes ved å bruke Data Envelopment Analysis (DEA), som er basert på en ikke-parametrisk modellering for beste observert praksis. En DEA-analyse er en data orientert metode som evaluerer et sett med beslutningsenheter eller en «DMU» basert på relevante og tilgjengelige inputs og outputs. DEA-metoden danner en beste praksis front som kan brukes til å se hvilke DMUer som er mest effektiv sammenlignet opp mot hverandre. Videre vil Malmquist produktivitetsindeks (M) kunne gi resultater på utviklingen over tid.

Alle enhetene i denne oppgaven som analyseres bør være homogene. Norske sparebanker er tilnærmet homogene fordi alle forholder seg til samme regnskapskrav og kundesegment.

1.2 Problemstilling

I denne oppgaven vil det bli gjennomført en effektivitetsanalyse av norske sparebanker for perioden 2014-2017. Med bakgrunn i utfordringer som blir presentert vil oppgaven undersøke gjennomsnittlig effektivitet og effektivitetsutviklingen i perioden på fire år. Ved å se på aktuelle regnskapstall vil utviklingen for perioden undersøkes. Utgangspunktet for oppgaven er norske sparebanker, hvor i løpet av perioden noen faller fra eller fusjonerer. Datagrunnlaget er hentet fra (Finans-Norge, 2019).

Problemstilling: Har boliglånsforskrifter fra 2015 påvirket effektiviteten til norske sparebanker?

Ved bruk av DEA-analyse og Malmquist-analyse skal oppgaven finne svar følgende forskningsspørsmål:

- Hvor effektive er norske sparebanker for perioden 2014 – 2017?
- Hvordan effektivitetsutviklingen har sparebankene hatt fra 2014 – 2017?
- Hvilke enheter skiller seg ut i topp og bunn for perioden 2014 – 2017?

Med disse forskningsspørsmålene vil oppgaven svare på resultater fra analysen om effektiviteten til norske sparebanker, samtidig som oppgaven tar inn boliglånsforskrifter som en forklaringsfaktor da det ikke er funnet annen forskning på dette.

For å svare på problemstilling brukes Data Envelopment Analyse (DEA). Malmquist produktivitetsindekser (M) blir benyttet for å måle utviklingen over tid. En svakhet med DEA er at det er en deterministisk metode, som ikke tar hensyn til usikkerhet og støy i data slik statistiske metoder gjør. Analysen vil dermed inkludere bootstrapping også kalt stokastisk DEA.

1.3 Avgrensning

Oppgaven vil bestå av noen avgrensninger med bakgrunn i knapphet av tid. Det er kun norske sparebanker som vil bli analysert, hvor ingen forretningsbanker er tatt med i analyser. Dette er på grunn av at data ikke er offentlig tilgjengelig for forretningsbanker. Data er innhentet fra Finans Norge og det kan ikke utelates at det kan være feilregistreringer i data. Analysen vil kun basere seg på dette datagrunnlaget og kan dermed avvike fra faktiske forhold. Markedsføring og andre datterselskap er også en del av norske sparebanker, men disse er ikke inkludert i denne analysen.

1.4 Oppbygning

Oppgaven er inndelt i 6 hovedkapittel. Kapittel 1 som nettopp er gjennomgått inneholder en presentasjon av oppgaven og bakgrunn for oppgaven, problemstilling som vil bli undersøkt og avgrensninger.

Innledningsvis vil det i kapittel 2 gis et innblikk i banknæringens rolle, både i historisk og dagens situasjon. Boliglånsforskrifter beskrives nærmere med forklaringer i regulering av banknæringen. Tidligere studier og forskning presenteres her.

Kapittel 3 vil utforske teoretisk og empiriske litteratur, presentere teorien bak effektivitet, DEA-analysen, Malmquist, supereffektivitet og bootstrapping.

Kapittel 4 beskriver innhenting av datagrunnlag og behandling av data. Valg av inputs og outputs forklares. Analyse av outliers som ikke blir del av endelig datasett, samt modellforutsetninger.

I Kapittel 5 redegjøres det for deskriptiv statistikk, DEA, Bootstrapping og Malmquist produktivitetsindeks. Resultat og analyser presenteres for perioden.

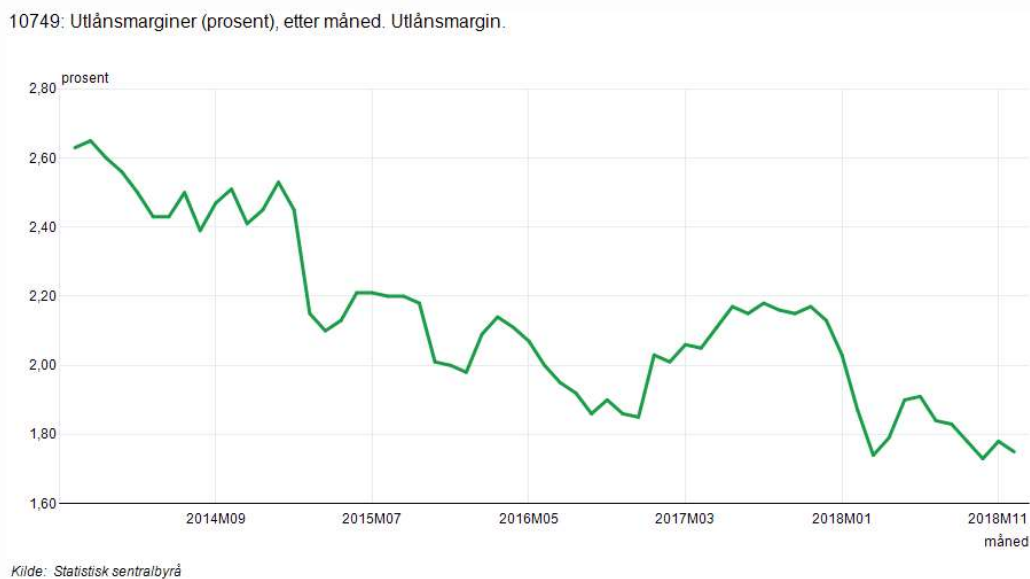
Kapittel 6 avslutter oppgaven med diskusjon og konklusjon fra analysene.

2 Introduksjon til banknæringen

For å analysere effektiviteten i banknæringen vil det være nødvendig å gi et innblikk i markedet og hvilke karakteristikkene som gjør markedet spesielt. Banknæringen har i flere hundre år spilt en viktig rolle i samfunnet. Samfunnet er avhengig av kapital, arbeidskraft og kompetanse for å produsere. «Finansnæringen bygger på tillit, og en solid finansnæring er med på å gi tillit til hele vår økonomi. Dette er grunnen til at finansnæringen også er strengt regulert for å unngå spekulasjon og bobler som undergraver vår realøkonomi (Nordkveld, Alexandru, & Reve, 2015).» I 2014 skrev tidligere finansminister Siv Jensen et innlegg i Drammens Tidene at god konkurranse mellom banker er viktig for vår økonomi. Jensen varslet allerede flere initiativ som skulle styrke konkurransen mellom bankene, som på sikt ville gi forbrukere lavere priser og bedre tilbud (Jensen, 2014).

Kunder har blitt mer bevisste og har i dag mye høyere kunnskap om hvilke tilbud og krav de kan pårope seg. Samtidig har flere utenlandske aktører hatt sitt inntog i finansnæringen, spesielt i form av digitalbanker. Dette har skapt enda større konkurranse i finansnæringen. Kampen om kundene blir stadig større, alle aktører tilbyr alt og kan nesten alt (Pettersen, 2019).

Figur 1 er hentet fra Statistisk sentralbyrå (Statistisk-sentralbyrå, 2020b) som forklarer hvordan bankenes utlånsmargin har utviklet seg fra 2013 og frem til 2018. Utlånsmargin er differansen på hva bankene betaler for å låne kapital fratrukket inntekten bankene får fra renteinntekter på utlån.



Figur 1: Utlånsmarginer. Kilde: Statistisk sentralbyrå

Finansdepartementet som er en del av regjeringen, har ansvaret for regulering av banker i Norge. Ut fra regjeringens egne sider (Finansdepartementet, 2020) defineres kredittforetak og banker som foretak som yter lån basert på innlån fra allmenheten. Banker kan motta innskudd fra allmenheten, samtidig kan de finansiere utlån ved å utstede obligasjonslån i verdipapirmarkedene. Det å drive bank krever konsesjon og er underlagt tilsyn av Finanstilsynet. (Finansforetaksloven, 2015) regulerer hvilke krav banker må opprettholde til enhver tid. Denne loven regulerer blant annet likviditetskrav, egenkapitalkrav og soliditetskrav som skal sikre at bankene har en evne til å bære tap i samsvar med risikoen den påtar seg (Finansdepartementet, 2020).

2.1 Regulering

Ved dagens markedsbaserte økonomi spiller den finansielle sektoren en stor rolle, og da spesielt banker. Dette har tidligere kommet veldig godt frem med finanskrisen i 2008/2009 hvor myndighetene måtte gripe inn for å redde flere banker fra å slå seg konkurs (Finansdepartementet, 2009). Seneste våren og høsten 2020 under koronapandemien har myndigheten måtte gripe inn for å bistå bankene (Finans-Norge, 2020). Slike redningsaksjoner og medfølgende etterspill har ført til en økende bevissthet rundt bankenes sentrale rolle og behovet for regulering for å sikre finansiell stabilitet. Norges bank definerer

finansiell stabilitet i sine rapporter fra 2020 «Finansiell stabilitet innebærer at det finansielle systemet er robust overfor forstyrrelser, slik at den er i stand til å formidle finansiering, utføre betalinger og omfordele risiko på en effektiv måte» (Norges-Bank, 2019). Bankenes rolle som formidler av overskudds og underskuddslikviditet mellom parter, betalingsutfører og fordeler av risiko blir dermed regulert gjennom kapital og likviditetskrav for å sikre et robust system i møte med nye lavkonjunkturer.

2.2 Boliglånsforskriftene

Boliglånsforskriftene fikk sin inntreden i Norge allerede i 2015. Målet med forskriften var at den skulle bidra til en mer bærekraftig utvikling i boliglånsmarkedet. Regjeringen publiserte en pressemelding i juni 2015 som ble starten på en ny hverdag for finansnæringen. Daværende finansminister Siv Jensen presiserte at det var viktig med en ramme for bankene som på best mulig måte bidrar til god og stabil økonomi. En begrunnelse for forskriftene var en for stor vekst i utlån, som ble sett på som en risiko for norsk økonomi (Finansdepartementet, 2015).

Med boliglånsforskriftene fra 2015, kom en del nye regulatoriske krav bankene må forholde seg til:

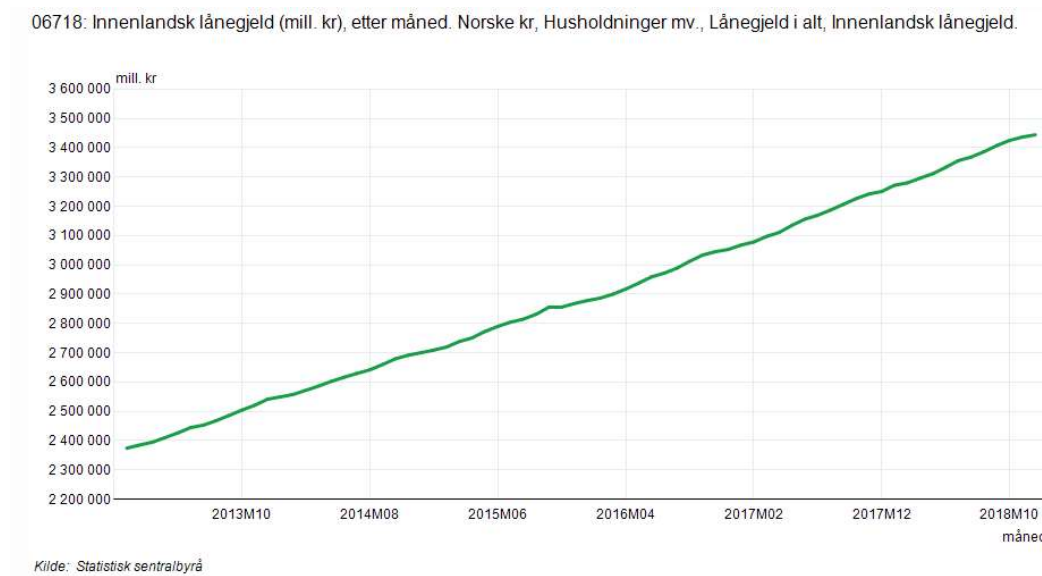
- Bankene må beregne kundens evne til å betjene boliglånet ut fra inntekter og alle relevante utgifter.
- Kunder må tåle at renten går opp med 5 prosentpoeng.
- Nedbetalingslån med pant i bolig skal ikke overstige 85 prosent av boligens verdi, disse kravene kan oppfylles ved tilleggssikkerhet i fast eiendom.
- For boliglån som overstiger 70 prosent av boligens verdi, stilles det krav om avdragsbetaling.

Bankene ble samtidig gitt en fleksibilitetskvote på inntil 10 prosent for å sikre at bankene vil ha tilstrekkelig fleksibilitet til å yte lån til kredittverdige kunder som ikke oppfyller alle krav i forskriften.

Boliglånsforskriftene har frem til i dag blitt revidert flere ganger og tillagt nye krav. Mye ble endret etter oljeprisfallet i 2014/2015 (Engebretsen & Mælum, 2016). Regjeringen pekte på økt økonomisk usikkerhet, høyere arbeidsledighet og vesentlig lavere realinntektsvekst.

Gjeldsveksten fortsatt å stige for husholdninger og boligprisveksten var fortsatt høy. En viktig drivkraft til utviklingen var historisk lave rente og forventninger om langvarig lav rente. Det ble presisert at høy kredittvekst og boligprisvekst som skyldes etterspørsel ikke kan stanses av slike tiltak, men at de kan være med på å dempe kredittveksten på lang sikt (Finanstilsynet, 2016).

Figur 2 under viser en økende trend av gjeld i norske husholdninger, det vil si boliglån, billån, forbruksgjeld og kredittkortrammer. Det har vært en tydelig økning fra 2013 og frem til 2018 (Statistisk-sentralbyrå, 2020a).



Figur 2: Innlands lånegjeld fra 2013 - 2018. Kilde: Statistisk sentralbyrå.

Forskriftene pr. februar 2021 (Finansdepartementet, 2021) viser til mye av det samme som ble vedtatt tilbake i 2015, men med noen nye tilskudd:

- Dokumentasjon av kredittvurdering.
- Betjeningsevne, bankene må beregne kundens evne til å betjene boliglån ut fra inntekt og alle relevante utgifter.
- Kunde må tåle at renten går opp med 5 prosentpoeng i beregningen av betjeningsevne.
- Lån skal ikke innvilges dersom kundens samlede gjeld overstiger fem ganger årsinntekt.

- Nedbetalingslån med pant i bolig skal ikke overstige 85 prosent av boligens verdi, disse kravene kan oppfylles ved tilleggssikkerhet i fast eiendom.
- For boliglån som overstiger 60 prosent av boligens verdi, stilles det krav om avdragsbetaling.
- Avdrag på bolig skal minimum være 2,5 prosent årlig, med maksimalt 30 års løpetid.

Bankene har fortsatt en fleksibilitetskvote på inntil 10 prosent av verdien av innvilgede lån hvert kvartal. Det er i tillegg lagt en del restriksjoner knyttet til Oslo-regionen for å holde prisene på et normalt nivå. Samtidig er det kommet en del forskrifter om refinansiering som kan hjelpe kunder hvis de ikke oppfyller kravene i boliglånsforskriftene.

2.3 Sparebankene

Sparebankene har sitt opphav fra Christiania Sparebank som ble etablert allerede i 1822 (Sparebankstiftelsen, 2020). Så tidlig som 1929 ble toppen nådd av antall Sparebanker i Norge med 638 i tallet, siden da har det blitt færre og færre sparebanker og forretningsbanker. Statistikk fra Finans Norge viser at antallet pr. 2019 var nede i 96 Sparebanker (Sparebankforeningen, 2020a).



Figur 3: Antall sparebanker i Norge. Kilde: Finans Norge

I starten av 80-tallet kan vi se antallet hadde falt dramatisk, mye av bakgrunn til dette var at alliansedannelser og fusjoner tok plass (Sparebankforeningen, 2020b). Flere tjenester ble flyttet inn under bankvirksomhet, eksempelvis forsikringsprodukter, spareprodukter og rådgivning. Det startet med to store dannelser, henholdsvis Sparebanken NOR og Sparebank 1-gruppen. I dag kan vi finne 32 sparebankstiftelser og 94 sparebanker totalt, hvor det er to store allianser. Sparebank 1-gruppen består av 14 selvstendige banker, og Eika alliansen består av 66 sparebanker (Sparebankforeningen, 2020c).

Sparebankene har alltid vært selveide institusjoner, startkapitalen bankene hadde var en form for gave de fikk fra lokalbefolkningen eller sin respektive kommune. Målet med sparebankene var at den vanlige mann i gaten kunne sette inn sine sparepenger hos banken, men det gikk ikke lang tid før sparebankene startet med utlånsvirksomhet. Det var i all hovedsak renteinntektene som gjorde at sparebankene klarte å bygge seg opp, overskudd ble gjort om til egenkapital siden Sparebankloven (Sparebankloven, 1961) ikke tillot utdeling av utbytte. I 1840 ønsket finansminister Jørgen Herman Vogt at en del av bankens årlige overskudd skulle gå tilbake til lokalsamfunnet eller allmenntilgode formål (Sparebankstiftelsen, 2020). Allerede samme år ble første gave gitt, noe som gjorde at praksisen spredde seg utover hele landet. Utover 1900-tallet ble det lovgitt av Sparebankloven at bankene kunne gi ut opp til 70% av sitt overskudd i form av gaver. I dag er det slik at sparebankene deler ut rundt 50% av sitt overskudd og 50% eies av aksjonærer i form av egenkapitalbevis som er børsnotert. Egenkapitalbevisene ble introdusert i 1988 og i dag har 35 sparebanker utstedt egenkapitalbevis, så det er på langt nær alle. Egenkapitalbevis har likhetstrekk med aksjer, men forskjellen ligger i eierrett til selskapsformen og innflytelse i bankens organer. Kapitalen sparebankene får inn av utstedte egenkapitalbevis er en del av bankens kjernekapital (M. H. Cook, 2015). Historisk har ikke egenkapitalbevis blitt sett på som attraktivt for investorer. I 2009 kom finansdepartementet med en lovendring (Finansdepartementet, 2009):

«Finansdepartementet foreslår nye lovregler om kapital- og organisasjonsformer i sparebanksektoren. - Lovforslaget skal bidra til å styrke og bevare egenarten til sparebankene og andre finansinstitusjoner som ikke er organisert i aksjeselskapsform. Sparebankene får nå et kapitalinstrument som blir mer konkurransedyktig med aksjer»

Lovendringen har gjort det mye mer attraktivt for investorer å legge inn penger i egenkapitalbevis. Dette har forsterket fordelene for eiere av egenkapitalbevis, nettopp fordi finansieringsvirksomhetsloven §2b-20 (1) og (2) sier at ved underskudd i banken skal det dekkes med forholdsmessig overføring fra grunnfondskapitalen, overkursfondet og kompensasjonsfondet. Dette i motsetning til et vanlig aksjeselskap hvor aksjonærer eier hele kapitalen og sitter på hele risikoen.

2.4 Tidligere studier

Det er gjort flere studier på effektiviteten til norske sparebanker, og andre banker i Norge og Norden tidligere. Tidligere masteroppgaver som er sammenlignbare med denne er effektivitetsanalyser fra perioden 2011-2014 på skandinaviske banker (Fondevik & Nyland, 2016), for perioden 2010-2013 for norske sparebanker (Berg, 2015), og perioden 2005-2009 (Røsseland, 2010). (Fondevik & Nyland, 2016) Ser på effektiviteten til skandinaviske banker for perioden 2011-2014. Felles for disse studiene er at alle bruker Data Envelopment Analysis (DEA) for å måle effektiviteten i banknæringen. Det er også skrevet en oppgave på konkurransemarkedet og effektiviteten for norske sparebanker (Barvik & Nygaard, 2017).

Tabell 1: Tidligere oppgaver med skala, inputs og outputs.

Studie	Skala	Input/Output-orientering og effektivitetsmål	Inputs	Outputs
Nybø & Dimmen (2007)	CRS	Inputorientert teknisk effektivitet	Varige driftsmidler Antall årsverk Forvaltningskapital	Innskudd Netto utlån
Røssland (2010)	CRS	Inputorientert teknisk effektivitet	Varige driftsmidler Antall årsverk Forvaltningskapital	Netto innskudd Netto utlån
Berg (2015)	CRS	Inputorientert teknisk effektivitet (og output-orientering med hensyn til studiet av Etnedal Sparebank)	Antall årsverk Avskrivninger Andre driftskostnader Nedskrivning på utlån	Innskudd fra kunder Netto utlån Netto provisjon-sinntekter
Fondevik & Nyland (2016)	CRS VRS	Inputorientert teknisk effektivitet og strukturell effektivitet	Personalkostnader Administrasjonskostnader Avskrivninger Andre driftskostnader	Utlån til kunder Innskudd fra kunder Netto provisjon-sinntekter

Denne oppgaven skiller seg ut ved å bruke nyere data om norske sparebanker. Ved å måle utviklingen fra 2014-2017 får man mer dagsaktuell data for banknæringen. Dette med bakgrunn i boliglånsforskrifter som kom i 2015. Det kan da sammenlignes med tidligere studier, men med nye reguleringer og boliglånsforskrifter som forklaringsfaktor. Ingen av de nevnte oppgaven inneholder Malmquist produktivitetsindeks (M) noe som inkluderes i denne oppgaven. Ingen av oppgaven inneholder bootstrapping heller, ettersom denne oppgaven inneholder både M og bootstrapping er den unik i så måte.

Det finnes flere studier som bruker M i sin forskning, med kost analyser fra 2005 av (Maniadakis & Thanassoulis, 2004) eller en mer generalisering gjort av (Grifell-Tatjé & Lovell, 1999). Det er også gjort masteroppgaver på effektivitetsanalyse og produktivitetsanalyse av norsk lakseoppdrett ved bruk av DEA og M (Mercer & Odden, 2016) lakseoppdrett ved bruk av DEA, M og bootstrapping (Wikeland, 2015). Disse har brukt Simar og Wilson (Léopold Simar & Paul W Wilson, 1998; Leopold Simar & Paul W Wilson, 1998; Simar & Wilson, 1999, 2000) i sin fremgangsmåte for bootstrapping. Bootstrapping for DEA og M er velprøvde metoder som gir pålitelige resultater.

3 Metode og teori

I dette kapitlet skal det teoretiske og metodiske grunnlaget for effektivitetsanalysen legges frem. Første kapittel gir et kort overblikk på definisjonene av effektivitet og produktivitet. Videre i ser studien nærmere på grunnlaget for moderne effektivitetsanalyse. Deretter redegjøres det for forutsetninger og valg av analysemetoden. Data Envelopment Analysis blir deretter gjennomgått. Det utredes videre om skala-effektivitet og supereffektivitet. Mot slutten utredes Malmquist-analyse, i siste kapittel utreder oppgaven for bootstrapping.

3.1 Effektivitet og produktivitet

Effektivitet og produktivitet kan for mange ha samme betydning. Definisjonen av begrepene varierer, noe som nødvendiggjør en avklaring. Samtidig er det viktig å forklare sammenhengen mellom effektivitet og produktivitet.

Produktivitet kan defineres som et forholdstall som forteller oss hvor mye input det trengs for å produsere output. Et godt eksempel som illustrerer dette, er antall arbeidstimer kan anses som input og produksjon som output. Jo høyere output er i forhold til input, desto høyere er produktiviteten. Hvor i dette tilfelle y er definert som outputs og x er definert som inputs.

$$\text{Produktivitet} = \frac{y}{x} \quad (1)$$

Produktiviteten alene sier oss ikke så mye, hvis man måler flere år opp mot hverandre får man produktivitetsutvikling over en periode. Enheter som har den høyeste produktiviteten regnes som effektive. Man kan samtidig sammenligne produktiviteten mellom bedrifter, og måle opp mot beste mulig praksis. De resterende kan da sammenligne seg med de effektive og se hvor effektive de er relativt til de beste:

$$\text{Effektivitet} = \frac{\frac{y}{x}}{\frac{y^*}{x^*}} \quad (2)$$

I dette tilfellet er y/x den faktiske produktiviteten mens y^*/x^* er best mulig praksis, med andre ord den beste kombinasjon av input og output.

Når det skrives om effektivitet i en slik forstand som dette er det viktig å presisere hva effektivitet betyr. Målet for aktørene i markeder under sterk konkurranse er det å være mest mulig effektive, det vil si at de ønsker å oppnå maksimal verdiskapning samsvarende med lavest mulig bruk av ressurser. Effektivitet kan også beskrives som å gjøre ting riktig.

Effektivitet i denne sammenheng må ikke forveksles med måloppnåelse som betyr å gjøre de riktige tingene, noen som ofte refererer til strategi innad bedrifter (Asmild, Paradi, Reese, & Tam, 2007) Det fremheves i forskning at insentiver fremmer effektivitet i privat sektor, insentivsystemer har som formål å promotere informasjonsdeling og innovasjon (Agrell, Bogetoft, & Tind, 2002). Et annet aspekt som blir påpekt er å inkludere referanseenheter eller andre virksomheter for læring, da dette er med på skape bedre effektivitet innad i virksomheter (Agrell et al., 2002).

3.2 Farrells effektivitetsmål

I 1957 utviklet Michael James Farrell en metode som måler effektivitet når vi ikke innehar prisinformasjon. Metoden baseres seg på at vi kjenner produktfunksjonen eller fronten til produksjonsmulighetsområdet (Farrell, 1957), og ved å se på avstanden fra DMUers X/Y-kombinasjon til produksjonsfronten måler Farrell den tekniske effektiviteten. I denne metoden for å beregne effektivitet var forutsetningene konstant skalautbytte, noe som senere har blitt videreutviklet slik at andre skala egenskaper kan brukes i analyser. Selv om det i dag brukes mer avanserte metoder for å beregne effektivitet er fortsatt Farrells metode en essensiell del av effektivitetsanalyser. I boken «An introduction to Efficiency and Productivity Analysis» blir det presentert fire metoder (Coelli, Prasada Rao, O'donnell, & Battese, 2005)

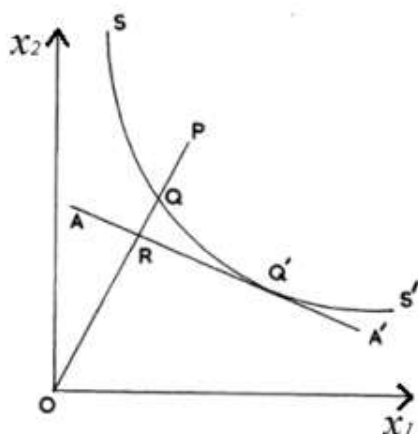
- Least-squares econometrics production models
- Total factor productivity (TFP) indices
- Data envelopment analysis (DEA)
- Stochastic frontiers

I denne oppgaven vil hovedfokuset være måling av effektivitet og effektivitetsutvikling med Data Envelopment Analysis (DEA) og Malmquist produktivitetsindeks (M). Det er viktig å

vite at det finnes flere metoder for å gjøre effektivitetsanalyser. Det som er målet med analysene, er å maksimere produksjon innenfor gitt produksjonsområdet.

Kostnader, inntekter og profittfunksjonene som brukes i slike modeller må inneholde samme informasjon som produksjonsfunksjon (Coelli et al., 2005). I følge Coelli kan alle produksjonsfunksjoner oversettes til kostnads, inntekts og profittfunksjoner. Denne sammenhengen refereres til som dualitetsprinsippet, som gir oss muligheten til å velge representasjon av teknologi som passer datasett og antagelser om at bedrifter ønsker å optimalisere sin virksomhet og drift (Coelli et al., 2005).

Farrell (1957) presenterte et effektivitetsbegrep som tok utgangspunkt i en gitt produksjonsmengde (output) og på relativt forbruk av innsatsfaktorer (inputs). I en situasjon med to innsatsfaktorer og ett produkt hvor den effektive produksjonsfunksjonen er kjent, det vil si den kombinasjonen av innsatsfaktorer som en organisasjon med maksimal effektivitet bruker for å produsere produktet, så vil effektivitetsproblemet kunne fremstilles som i figur 4. X-aksen representerer innsatsfaktor x_1 og y-aksen innsatsfaktor x_2 . (Farrell, 1957) betegnet den effektive produksjonsfunksjonen, SS' , som «isokvanten», i denne oppgaven vil den bli referert til som den effektive fronten. Så lenge SS' har et negativt stigningstall, så vil en økt ressursinnsats for å produsere én enhet alltid gi en lavere teknisk effektivitet. P er et punkt som beskriver mengden av innsatsfaktorene x_1 og x_2 , som forbrukes i fremstillingen av produktet for en bedrift som ikke er perfekt effektiv. Q representerer forbruket av innsatsfaktorene for et effektivt firma med samme forholdstall mellom forbruk av innsatsfaktorene som bedriften i P. Den tenkte effektive bedriften i Q produserer da den samme mengden, men med en brøkdel av innsatsfaktorene. Denne brøkdelen er gitt ved OQ/OP og beskriver den tekniske effektiviteten til bedrift P. Med teknisk effektivitet menes et optimalt forbruk av innsatsfaktorer uten at det relative prisforholdet innsatsfaktorene mellom er hensyntatt.



Figur 4: Farrells effektivitetsmål med to inputs og en output. Kilde: (Farrell, 1957)

I en situasjon med to innsatsfaktorer og ett produkt kan teknisk effektivitet defineres matematisk, gjengitt etter utledninger presentert av Farrell (1957):

Et punkt P er uttrykt som $P_i = (x_{i1}, x_{i2})$ hvor forbruket av x_1 og x_2 er konstanter for observasjonen P_i . Vektallene λ_{ijk} og μ_{ijk} er variablene og da løsningen på ligningssett (3).

$$\lambda x_{i1} + \mu x_{j1} = x_{k1} \quad (3)$$

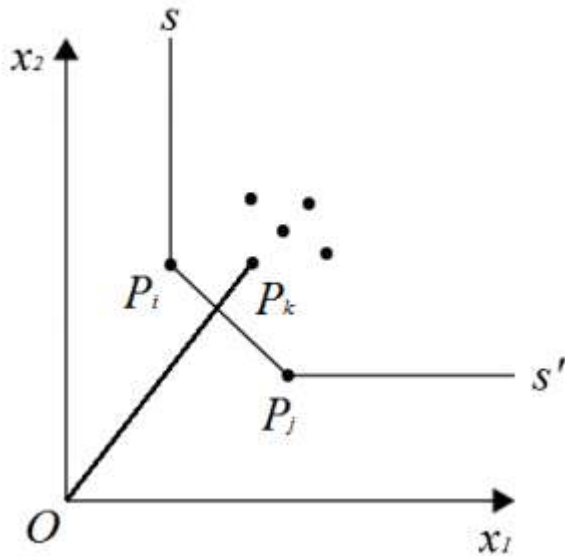
$$\lambda x_{i2} + \mu x_{j2} = x_{k2}$$

P_i , P_j og P_k er observerte punkter, hvis da en linje mellom P_i og P_j skal være en del av den effektive fronten SS' , så er det en betingelse at:

$$\lambda_{ijk} + \mu_{ijk} \geq 1 \text{ for alle } P_k \quad (4)$$

Dette følger av at et punkt på linjen mellom P_i og P_j kan uttrykkes ved det vektete gjennomsnittet av de to punktene hvor $\lambda + \mu = 1$ og at for et punkt mellom P_i og P_j vil $\lambda, \mu \geq 0$. I så måte er det gitt at hvis linjesegmenten $P_i P_j$ ligger mellom P_k og origo, altså at det er en del av den teknisk effektive fronten, så vil løsningen av (1) være $\lambda_{ijk} + \mu_{ijk} > 1$ ettersom P_k ikke er effektiv og dermed lenger unna origo. Følgelig er det et høyere forbruk av innsatsfaktorer i P_k enn i det mulige verdiområdet for det vektete gjennomsnittet av P_i og P_j . Hvis OP_k krysser $P_i P_j$, er det også gitt at $\lambda_{ijk}, \mu_{ijk} \geq 0$. Om $\lambda_{ijk} + \mu_{ijk} = 1$, så ligger P_k på den effektive fronten. I Figur under er dette illustrert, punktene som ikke ligger på den

effektive fronten har et høyere forbruk av innsatsfaktorer for den samme produserte mengden. Den hypotetiske sammenlignbare enheten i skjæringspunktet mellom SS' og OP_k er mer effektiv enn P_k og dermed er $\lambda_{ijk} + \mu_{ijk} > 1$ i (3) som en følge av at forbrukte innsatsfaktorer er lavere på den effektive fronten. Dermed må summen av vektallene være høyere enn 1 for at ligningssett (3) skal være balansert.



Figur 5: Teknisk effektivitet. Kilde: (Bogetoft & Otto, 2011)

På denne måten kan ligningssett (3) brukes til å bestemme den tekniske effektiviteten til et gitt punkt P_k , men det fordrer at en først bestemmer hvilket linjesegment av SS' som OP_k krysser. Dette er, som beskrevet i forrige avsnitt, linjesegmentet hvor begge vektallene $\lambda_{ijk}, \mu_{ijk} \geq 0$. Hvis denne betingelsen er oppfylt, blir da den tekniske effektiviteten i punkt P_k gitt ved (5):

$$P_k = \frac{1}{\lambda_{ijk} + \mu_{ijk}} \quad (5)$$

Av ligning (5) ser en at svaret alltid blir lavere enn 1, men ikke lavere enn 0, for en ineffektiv bedrift. For en effektiv bedrift hvor $\lambda_{ijk} + \mu_{ijk} = 1$, så blir den tekniske effektiviteten 1.

Farrell (1957) utledet også en metode for å generalisere til flere enn to innsatsfaktorer med fortsatt kun ett produkt. I et gitt firma med n innsatsfaktorer kan innsatsfaktorene representeres av kolonnevektorer. På samme måte som det todimensjonale eksempelet med to

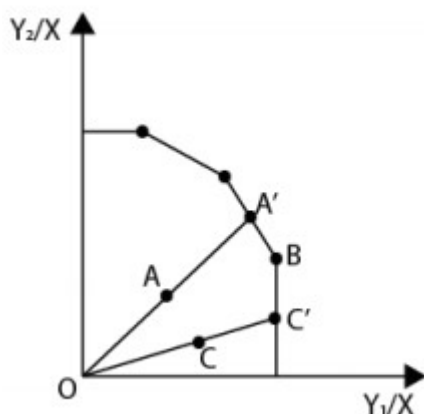
innsatsfaktorer i (3), så blir n punkter tillagt datasettet A for å angi delene av den effektive fronten som er parallelle med aksene

$$(\infty, 0, \dots, 0), (0, \infty, \dots, 0) \dots, (0, 0, \dots, \infty) \quad (6)$$

Likt det todimensjonale eksempelet, så utgjør par av observerte punkter i det observerte datasettet linjesegmenter, men ved flere dimensjoner vil også sett av punkter definere fasetter. Med fasett menes den delen av et plan som er gitt av n punkter og kan uttrykkes som et vektet gjennomsnitt med positive vektall. Den effektive fronten blir da dannet av fasetter mellom effektive observasjoner og utgjør en overflate i n dimensjoner. Metodikken for å beregne den tekniske effektiviteten med n dimensjoner er lik (3), men da med n ligninger i ligningssettet.

3.3 Input og Outputorientering

Farrells effektivitetsbegrep bygger på inputorientering, det betyr at outputnivået holdes konstant samtidig som inputnivået minimeres. Motsatt vil outputorientering gjøre at inputnivået holdes konstant og DMU (Decision Making Units) øker sin effektivitet ved å ekspandere outputnivået. I figuren under viser hvordan en ekspansjons fra A til A' vil gjøre DMU A effektiv.



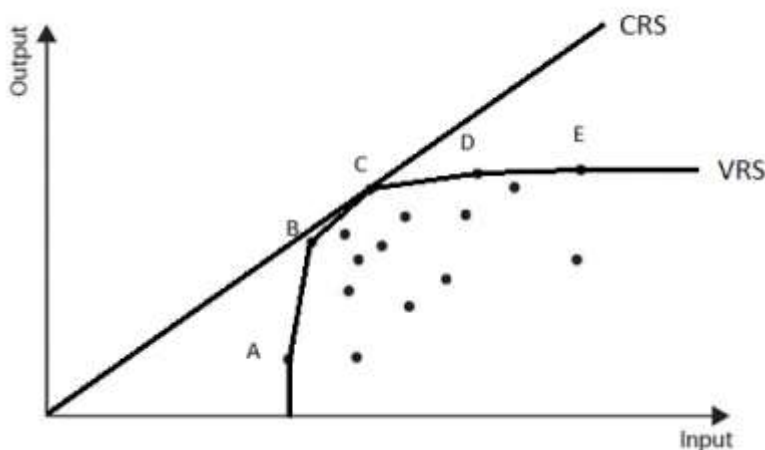
Figur 6: Input og outputorientering. Kilde: (Bogetoft & Otto, 2011)

Slakk er en faktor som ikke har blitt nevnt så langt, og den presiseres heller ikke i Farrells effektivitetsbegrep. I figuren over har DMU C en effektivitetsscore som er lik OC/OC' , men ut fra produksjonsmulighetsfronten så er ikke C' et optimalt punkt. Output y_2 kan økes til B

uten at y_1 må reduseres. Nettopp differansen mellom B og C' kan betegnes som slakk. Ved å redusere slakk fra C' til B som betegnes som en paretoforbedring. Slakk kommer av at produksjonsmulighetsfronten er delvis parallell med en eller flere akser. Den effektive fronten dannes som en lineær plassering av beste praksis-observasjoner.

3.4 Skalautbytte

En viktig forutsetning i forbindelse med en effektivitetsanalyse er hvilke skalaforutsetning man skal jobbe med. I utredning om effektivitet basert på (Farrell, 1957) er konstant skalautbytte (CRS) brukt. Ved å bruke konstant skalautbytte menes det at om en enhet øker sin innsatsfaktor vil det gi proporsjonalt økning i produsert mengde. En forenklet forklaring vises under i Figur 7, hvor det hensyntas en input og en output. Her dannes den beste observerte CRS-fronten med bakgrunn i forholdstall mellom input og output som er mest gunstig. Som figur 7 viser er det kun C som er effektiv, så for at eksempelvis E eller A skal være effektiv må den ha tilsvarende input og output forhold som C. Av figur 7 kan det også tolkes at eksempelvis A bruker mindre innsatsfaktor, men produserer lavere mengde output C. På motsatt side kan vi se at E bruker mer innsatsfaktor, samtidig som den produserer mer output. Ifølge CRS er ikke den økte innsatsfaktoren proporsjonal med beste praksis-observasjon som i dette tilfellet er C.



Figur 7: Variabel og konstant skalautbytte. Kilde: (Bogetoft & Otto, 2011)

3.5 DEA

Data Envelopment Analysis (DEA) er en såkalt ikke-parametrisk metode. DEA brukes som et matematisk program for å måle effektiviteten av DMUer som har flere inputs og outputs (W. D. Cook, Tone, & Zhu, 2014).

Det blir mer og mer vanlig å bruke en såkalt DEA-analyser for å se på effektiviteten i forskjellige næringer. En artikkel av (Banker, Førsund, & Zhang, 2017) gjør et poeng av at slike analyser kan produsere verdifull informasjon, men at effekten av en DEA-benchmarking er begrenset på grunn av spesifikasjonsfeil i DEA-modeller. De tar derfor for seg viktigheten av kontekstuelle variabler når man skal spesifisere inputs og outputs i sin analyse av slike analyser. Som nevnt tidligere så har sparebankene en del av disse variablene med i sine regnskapstall, noe (Banker, Førsund, et al., 2017) beskriver som en suksessoppskrift.

Det finnes flere DEA-modeller, hvor alle har som formål å estimere teknologien ved å bruke en prosess som ser på sammenhengen av variabler. Forskjellen på DEA-modellene ligger i forutsetning de innehar. I denne oppgaven vil det være to DEA-modeller som er mest brukt. Den ene er CRS som baseres seg på konstant skalautbytte. Den andre er VRS som baseres seg på økende og avtagende skalautbytte (Bogetoft & Otto, 2011).

I DEA er det godt kjent at effektivitetsmålene som fremkommer av analysen deles opp.

Følgende effektivitetskonsepter kan hentes ut av en DEA-analyse med forutsetning av at man kjenner til både volum og pris:

- Teknisk effektivitet: Ser på riktige metoder og prosedyrer for input og output mix.
- Skala effektivitet: Riktig skala av operasjon, maksimum output per input.
- Kostnads effektivitet: Minimale kostnader sett mot lokale priser.
- Allokerings effektivitet: Riktig input miks gitt prisene som er satt.

Som nevnt tidligere i oppgaven vil enhetene som måles i DEA ofte få ett sett med referanseenheter hvis enheten selv ikke er 100% effektiv. Dette vil medføre at enheter kan få innsparingspotensialer, dette representerer potensielle forbedringer den ineffektive enheten har på inputs eller outputs for å nå produksjonsfronten hvor enheten produsere 100% effektivt.

Det er finnes flere programmer som støtter DEA. For å undersøke data vil studiet bruke programmet R-Studio. (Bogetoft & Otto, 2011) har utviklet en egen pakke til R-Studio som heter «Benchmarking» denne vil bli viktig i arbeidet med å analysere data som er innhentet. Det vil bli gjennomført flere analyser innad DEA, både CRS, VRS og Malmquist-analyse.

3.5.1 CCR-modellen

CCR-modellen baserer seg på konstant skalautbytte. Formuleringen av DEA-modellen av (Charnes, Cooper, & Rhodes, 1978) var hovedgrunnlaget for DEA. Formuleringen som ble fremvist i forskningen estimerer effektiviteten til DMU0 som maksimerende av vektete output over maksimerende vektete input (Charnes et al., 1978). Modellen antar n antall DMUer hvor hver DMU j produserer s outputs fra m inputs, med mengder av de ulike inputs angitt av x_{ij} for input i og mengder av outputs angitt av y_{rj} for output.

Brøkformen av CCR-modellen, som presentert i (Cooper, Seiford, & Zhu, 2011a), ved inputorientering formuleres som:

$$\max h_0(U, v) = \frac{\sum_r u_r y_{r0}}{\sum_i v_i x_{i0}} \quad (7)$$

Gitt

$$\frac{\sum_r u_r y_{rj}}{\sum_i v_i x_{ij}} \leq 1 \text{ for } j = 1, \dots, n, \quad (8)$$

$$u_r, v_i \geq 0 \text{ for alle } r = 1, \dots, s \text{ og } i = 1, \dots, m.$$

Maksimeringsproblemet ovenfor er de variable vektene u og v , som gitt restriksjonene sier at ingen effektivitetsmål er høyere enn 1 er de mest optimale vektene for DMU0.

Denne brøkformen kan gi mange optimale løsninger for vektene u og v . (Charnes et al., 1978) viste midlertidige hvordan man kan omformulerer et ikke-lineært programmeringsproblem til et lineært programmeringsproblem (LP). LP formuleringen av DEA-modellen blir også kalt

multiplikatormodellen (Coelli et al., 2005) Formuleringen som presentert i (Cooper, Seiford, & Zhu, 2011b).

$$\max z = \sum_{r=1}^s \mu_r y_{r0} \quad (9)$$

Gitt

$$\sum_{r=1}^s \mu_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0 \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (11)$$

$$\mu_r, v_i \geq 0 \quad (12)$$

Som vi ser av multiplikatormodellen, er restriksjonen (11) lagt til som tilsier at summen av vektete inputs er lik 1. Denne restriksjonen gjør at man kan løse problemet ved bruk av lineær programmering. Det kan også formuleres et dualproblem til envelopment-modellen over (Cooper et al., 2011a) som er følgende:

$$\theta^* = \min \theta \quad (13)$$

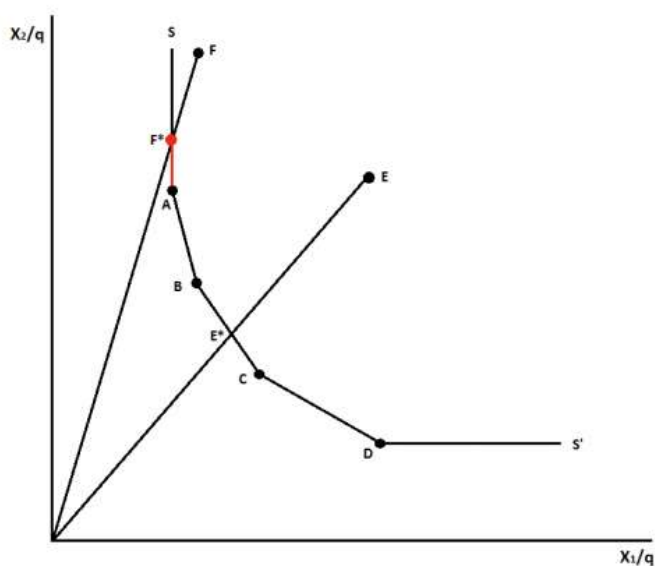
Gitt

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j \leq \theta x_{i0} \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad (14)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j \geq y_{r0} \quad r = 1, 2, \dots, s; \quad (15)$$

$$\lambda \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (16)$$

I sistnevnte modell angir θ den tekniske effektiviteten definert av (Farrell, 1957) (Deprins & Simar, 1983). Effektiviteten måles, på samme måte som Farrell illustrerte ved at DMU0 projiseres radially mot et punkt på fronten gitt som en lineær kombinasjon av DMUer på fronten. Vektene til DMUene i dette «referansesettet» er gitt ved deres respektive verdier av λ (Coelli et al., 2005). Referansesettet for effektive DMUer er dem selv. Figuren under illustrerer referansesettet til den ineffektive DMUen E på den stykkevis lineære fronten som er gitt av DMU B og DMU C, hvor referansepunktet E* er gitt som en lineær kombinasjon av disse to DMUene (Coelli et al., 2005). Den maksimale verdien på teknisk effektivitet er lik 1, som indikerer at den respektive DMUen er 100 prosent teknisk effektiv og er en del av den effektive fronten. På den andre side vil en teknisk effektivitet (ved inputorientering) på 0,7 vil referere til en ineffektiv DMU som kan redusere sine innsatsfaktorer proporsjonalt med 30% uten å endre output (Coelli et al., 2005). Av modellene som er presentert over er det envelopment-modellen som medfører færrest restriksjoner å forholde seg til og denne modellen foretrekkes derfor som regel i effektivitetsanalyser (Coelli et al., 2005). Effektivitetsscorene fra multiplikatormodellen og envelopment-modellen vil imidlertid være de samme: (Cooper et al., 2011a).



Figur 8: Effektiv stykkevis lineær produksjonsfront beregnet med DEA ved antagelse om konstant skalautbytte og input-orientering. Kilde: (Coelli et al., 2005)

3.5.2 BCC-modellen

BBC-modellen er en videreutviklet versjon av CCR-modellen. Banker et al. (1984) introduserte denne modellen og den baserer seg på variabelt skalautbytte. Matematisk utledes BBC-modellen ved å legge følgende til envelopmentformuleringen:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \quad (12)$$

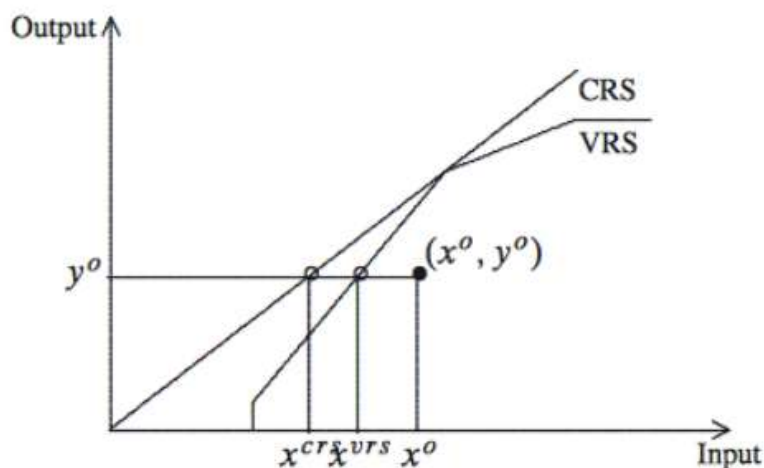
Dette låser summen av kopieringsfaktorene for en DMUs referansesett lik 1. På denne måten vil en ineffektiv DMU kun sammenlignes med en effektiv DMU av samme skala, eller med en konstruert enhet av samme skala. Dette vil føre til en høyere gjennomsnittlig effektivitet for et datasett hvor BCC-modellen benyttes, sammenlignet med CCR-modellen. Flere enheter vil bli regnet som effektive ettersom betingelsen om at summen av kopieringsfaktorene skal være lik 1, ikke vil kunne oppfylles for ekstreme observasjoner uten noe skalert sammenligningsgrunnlag. Disse blir dermed regnet som effektive og en del av den effektive fronten ved bruk av variabelt skalautbytte i BCC-modellen

3.6 Skalaeffektivitet

Beregninger av skalaeffektivitet gjøres ved å beregne både totaleffektivitet (TE_{crs}) og teknisk effektivitet (TE_{vrs}). Ved å beregne begge muliggjør dette å finne skalaeffektiviteten (SE) til en DMU.

$$\text{Skalaeffektivitet (SE)} = \frac{TE_{crs}}{TE_{vrs}} = \frac{\text{Totaleffektivitet}}{\text{Teknisk effektivitet}} \quad (13)$$

TE_{vrs} måler den rene tekniske effektiviteten hvor TE_{crs} måler både teknisk og skalaeffektivitet. Totaleffektiviteten kan ifølge (Bogetoft & Otto, 2011) dekomponeres i to andre effektivitetsmål.



Figur 9: Skalaeffektivitet. Kilde: (Bogetoft & Otto, 2011)

Figur 9 viser en rett linje gjennom origo for fronten ved bruk av CRS-modellen, hvor den konkave linjen er VRS-fronten. Avstanden mellom x^0 og x^{VRS} er teknisk effektivitet og x^{VRS} er effektiv ved antagelse om variabelt skalaforbytte, men ikke ved konstant skalaforbytte. Avstanden mellom x^{VRS} og x^{CRS} er skaleineffektivitet, x^0 og x^{CRS} måler total ineffektivitet. Punktvis (x^{VRS}, y^0) er teknisk effektivitet, men skaleineffektivitet (x^{CRS}, y^0) er effektiv på begge måter. (x^0, y^0) er både teknisk ineffektiv og skaleineffektiv.

En DMU med $\sum \lambda_j = 1$, er av optimal skala, eller kalt konstant skalaforbytte (CRS). $\sum \lambda_j < 1$ indikerer økende skalaforbytte, hvor en økning i input vil gi en enda større økning i output. Motsatt $\sum \lambda_j > 1$ gir synkende skalaforbytte, hvor en økning i input vil gi en mindre økning i output. Ved økende skalaforbytte bør det produseres i større skala, ved synkende bør produksjon skaleres ned.

Ved å studere figuren for skalaeffektivitet ser man at alle DMU som befinner seg under skjæringspunktet mellom begge frontene vil ha økende skalaforbytte. En økning i input gir en høyere økning i output, dette viser helningen i VRS-fronten. Ovenfor skjæringspunktet vil det være synkende skalaforbytte, hvor helningen på VRS-kurven er slakere. I skjæringspunktet vil det være konstant skalaforbytte, som CRS-fronten viser.

3.7 Supereffektivitet

Supereffektivitet er også noe som kan komme til bruk i oppgaven, dette er en modell som aktivt beregner supereffektivitet som gjør at enheter kan oppnå effektivitet som er høyere enn 100% (Banker, Chang, & Zheng, 2017). Det betyr ikke av den grunn at de disse er mer enn effektiv. Dette skjer fordi enheter ikke kan bruke seg selv som referanseenheter, metodikken som brukes i supereffektivitet er at man fjerner enheter fra fronten. Enhetene som fjernes kalles ofte for «outliers», dette er ekstreme observasjoner ofte skapt av feil i målinger av inputs eller outputs (Banker, Chang, et al., 2017). Disse observasjonene er med på å produsere produksjonsfronten, de er da også med å påvirke referanseenheter til gitte enheter. Det er derfor ønskelig å identifisere disse å fjerne de slik at man oppnår en mer korrekt produksjonsfront og rette referanseenheter.

Supereffektiviteten ble utviklet av (Andersen & Petersen, 1993) som en metode for å rangere enheter som er effektive. Supereffektiviteten beregnes ved å gi DMUer en høyere effektivitetsscore enn 1 som tidligere har blitt nevnt. For primalformuleringen til CCR-modellen gir dette:

$$\max h_k = \sum_{r=1}^s u_r y_{rk} \quad (14)$$

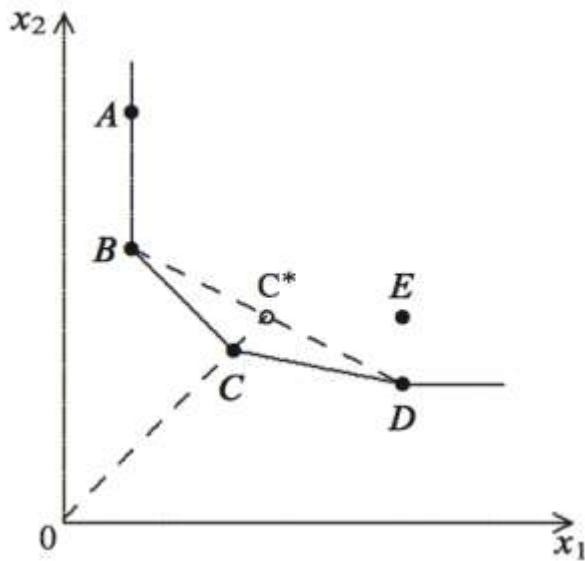
Når:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ik} = 1 \quad (15)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} \leq \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} ; j = 1, \dots, n, \quad j \neq k \quad (16)$$

$$u_r, v_i \geq 0; \quad r = 1, \dots, s; \quad i = 1, \dots, m \quad (17)$$

Supereffektiviteten beregnes ved å gjøre en DEA-analyse for en DMU. Ved å fjerne DMU C, fra referansesettet oppnås en ny score gitt med C^* . Dette kan illustreres ved figur 10:



Figur 10: Supereffektivitet. Kilde:(Bogetoft & Otto, 2011)

I inputorientering vil den vanlige effektivitetsscoren til DMUc være 1. Ved å fjerne denne fra referansesettet vil det dannes en ny front i en rett linje mellom punkt B og punkt D, som er illustrert ved den stiplede linjen. C vil da få nye referansepunkter som blir B og D, noe som betyr at bruk av inputs må øke for å nå det. Ny effektivitetsscore vil være over 1, som tilsvarer supereffektivitet. Ved å fjerne punkt C vil ikke de andre punktene endre sin effektivitet. Ved å kjøre analysen flere ganger med ulike DMUer kan man registrere om flere bør fjernes fra referansesettet.

Supereffektivitet er godt egnet til å identifisere outliers, som er ekstreme observasjoner. Outliers kan ofte være betraktelig bedre enn resten av referansesettet og dermed være uegnet som referansepunkt. Det kan også være feilregistreringer.

Det finnes svakheter i metoden (Adler, Friedman, & Sinuany-Stern, 2002). Det kan blant annet vanskelig å lage en rangering av de supereffektive DMUer når hver DMU har forskjellige vektore for inputs og outputs. Noen spesialiserte DMU kan få en voldsom høy effektivitetsscore ved beregninger av supereffektivitet, ettersom den effektive fronten kan være langt fra den målte DMU. Det kan i tillegg være problematisk å måle supereffektivitet til

en DMU ved variabel skalautbytte dersom den ligger i ytterkanten av fronten. DMU vil ikke ligge mellom fronten og origo når den ikke er del av den effektive fronten som estimeres.

3.8 Malmquist-analyse

Malmquist produktivitetsindeks (M) baserer seg på en teori fra (Malmquist, 1953), denne indeksen ser på utvikling til en enhet over tid. Senere har (Caves, Christensen, & Diewert, 1982) videreutviklet teorien til Malmquist som baserte seg på indifferenskurver ved valg mellom to goder. Distansefunksjoner av Shephard ble også introdusert i 1953, uavhengig av Malmquist. Input-distansefunksjon av (Shephard, 1953) beskriver produksjonsteknologi ved hjelp av proporsjonal skalering inputvektor ved gitt outputvektor. Det ble i teorien til (Caves et al., 1982) foreslått å bruke distansefunksjoner med input eller outputorienteringer, slik at man kan håndtere flere inputs og outputs.

Produktivitetsindeks for output i periode t og t + 1 kan defineres som følgende:

$$MPI_{CCD1}^0 = \frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^t, y^t)} \quad (18)$$

$$MPI_{CCD2}^0 = \frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^t, y^t)} \quad (19)$$

Produktivitetsindeks for input i perioden t og t + 1:

$$MPI_{CCD1}^I = \frac{D^t(x^t, y^t)}{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})} \quad (20)$$

$$MPI_{CCD2}^I = \frac{D^{t+1}(x^t, y^t)}{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \quad (21)$$

I denne modellen forklarer t og t + 1 de forskjellige tidspunktene en DMU blir observert. MPI_{ccd1} og MPI_{ccd2} estimerer produktivitetsindeksen på to ulike tidspunkter. Når disse to er estimert kan de sammenlignes mot hverandre ved å sette et tidspunkt t, kan man måle endringen som har skjedd i produktivitetsindeksen mot et annet gitt tidspunkt t + 1.

Produktivitetsindeksen mellom to perioder er et geometrisk gjennomsnitt av disse:

$$MPI = \sqrt{MPI_{CCD1} * MPI_{CCD2}} \quad (22)$$

Hvis man ikke har kjennskap til forklaringsfaktorer i produktivitetsindeksen, er det umulig å finne en løsning. Ved bruk av DEA-metoden til CCD kan det løses som et LP-problem. Dette presenteres av (Färe, Grosskopf, & Roos, 1995) som Adjacent Malmquist Productivity Index, hvor det antas at teknologisetet altså fronten tilfredsstilte konstant skalautbytte (CRS).

$$MPI_{t,t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) = \left(\frac{D_f^t(x^t, y^t)}{D_f^t(x^{t+1}, y^{t+1})} * \frac{D_f^{t+1}(x^t, y^t)}{D_f^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \right)^{1/2} \quad (23)$$

Produktivitetsindeksen kan skrives som:

$$MPI_{t,t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) = \frac{D_f^t(x^t, y^t)}{D_f^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} * \left(\frac{D_f^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_f^t(x^{t+1}, y^{t+1})} * \frac{D_f^{t+1}(x^t, y^t)}{D_f^t(x^t, y^t)} \right)^{1/2} \quad (24)$$

Catch-up effekt

Frontendring

MC

MF

Eller som:

$$MPI = MC * MF \quad (25)$$

Ved å bruke denne metoden kan det innhentes mer informasjon fordi den kan dekomponeres til en catch-up-effekt (MC) og en frontendring (MF). MC forklarer i hvilken grad de ineffektive har tatt igjen de effektive fra periode t til periode t + 1. MF forklarer om fronten i periode t + 1 har skiftet utover (MF > 1), innover (MF < 1) eller uendret (MF = 1).

3.9 Bootstrapping

I beregninger av DEA finner man resultater basert på de faktiske observasjoner og hvem som er effektive i referansesettet. Referansesettet består av et utvalg av enheter blant et større utvalg, det kan dermed være vanskelig å generalisere resultatene utover settet man observerer. (Leopold Simar & Paul W Wilson, 1998; Simar & Wilson, 2000) utviklet med bakgrunn i teori fra (Efron, 1979) en metode for å beregne en mulig sann front, hvor bootstrapping brukes til DEA. I metoden kan man anslå hva som faktisk er teknisk mulig og ikke bare anslå den effektive fronten etter hva som er observert. Dette blir også omtalt som stokastisk DEA, da man får inn de stokastiske fordelene, og ikke bare deterministiske delen av DEA. I bootstrapping henter man ut et tilfeldig utvalg fra observasjonene og repeterer disse, helst opp mot 2000 ganger. Det beregnes en ny front for hver trekning og det dannes en bias-korrigert front med tilhørende konfidensintervall.

Ved estimering av variansen til effektivitetsmålene ved bruk av bootstrapping lar man observasjonene være $(x^1, y^1) \dots (x^n, y^n)$ og de korresponderte Farrell inputorienterte effektivitetsmålene være:

$$E^n = \min(w \in \mathbb{R}_+ | (wx^n, y^n) \in T) \quad (26)$$

Det vil ikke være noe poeng å måle variansen dersom man antar at distribusjon til effektivitetsscoren E^n kommer av ferdigheter og ikke tilfeldigheter. Observasjonene brukes som et utvalg $X = ((x^1, y^1) \dots (x^n, y^n))$ som består av inputs og outputs fra K produksjonseenheter som brukes til å estimere teknologisetet T ved bruk av DEA VRS-modellen:

$$\hat{T} = ((x, y) | x \geq \sum_{n=1}^N \lambda^n x^n, y \leq \sum_{n=1}^N \lambda^n y^n, \lambda^n \geq 0, \sum_{n=1}^N \lambda^n = 1) \quad (27)$$

Den estimerte effektivitetsscoren ved inputorientering er da følgende:

$$\hat{E}^n = \min(w \in \mathbb{R}_+ | (wx^n, y^n) \in \hat{T}) \quad (n = 1, \dots, N) \quad (28)$$

Hvor \hat{T} er den estimerte teknologisetten til T . Utvalget $X = ((x^1, y^1) \dots (x^n, y^n))$ antas å være en realisering av en identisk og uavhengig distribusjon av tilfeldige variabler (X, Y) med en sannsynlighetsfordeling P med støtte i T . Deretter antas det at det ikke er knyttet noen usikkerhet til observasjonene i den forstand at $(x^n, y^n) \in T$ med en sannsynlighet lik 1. Distribusjonene av estimatene \hat{E}^n og \hat{T} avhenger av distribusjonen av utvalget observasjoner X . Et slik forhold er kompleks, og utvalget X er skapt av sannsynlighetsfordelingen P , som man har kjennskap til. Ved bruk av bootstrapping kan man estimere P^* av sannsynlighetsfordelingen til P . Ved den estimerte P^* kan man skape et utvalg X^* basert på fordelingen P^* , for deretter å kalkulere et DEA-estimat T^* for teknologien. Videre kan man estimere effektiviteten som:

$$E^{k*} = \min(w \in \mathbb{R}_+ | (wx^n, y^n) \in T^*) \quad (29)$$

Ved å repetere dette nok antall ganger, oppnår man mange estimater for E^{n*} og kan kalkulere den empiriske variansen for E^n ($n = 1, \dots, N$)

DEA-estimatet vil ha en forventningsskjevhet (biased) oppover. Så lenge det ikke er noen feil i målingene vil alle observasjoner i utvalget være fra teknologisetten $\hat{T} \subset T$. Da vil $\hat{E}^n \geq E^n$. Som en følger av at det minimeres over et mindre sett og den estimerte effektiviteten kan da være større enn den virkelige. Størrelsen på \hat{T} avhenger av utvalget og E^k er da sensitiv for variasjoner i utvalget i den estimerte fronten. Ved målefeil vil det ikke være noen direkte sammenheng mellom \hat{T} og T . For å korrigere for forventningsskjevhet kan man først estimere skjevheten og få et bias-korrigert estimat. Skjevheten estimeres som:

$$bias^n = EV(\hat{w}^n) - w^n \quad (30)$$

Hvor w^n er den sanne effektiviteten basert på den sanne, men ukjente teknologien T . \hat{w}^n er DEA-estimert effektivitet og den estimerte teknologien \hat{T} . Når man ikke vet distribusjon av w^n kan man ikke beregne $EV(\hat{w}^n)$. Man kan bruke bootstrapping for å estimere en kopi av w^n , kalt w^{nb} . Ved bruk av bootstrapping kan da estimere skjevheten som følgende:

$$bias^n = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B w^{nb} - \hat{w} = \tilde{w}^{n*} - \hat{w}^n \quad (31)$$

Bias-korrigert estimat av w^n er da:

$$\tilde{w}^{n*} = \hat{w}^n - bias^{k*} = \hat{w}^n - \tilde{w}^{n*} + \hat{w}^n = 2\hat{w}^n - \tilde{w}^{n*} \quad (32)$$

Man kan deretter fastsette presisjon i estimatene basert på variansen til bootstrapping-estimatet:

$$\sigma^2 = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B (w^{nb} - \tilde{w}^{n*})^2 \quad (33)$$

For å finne standardavviket kan man ta kvadratroten av variansen:

$$\sqrt{\hat{\sigma}^2} = \hat{\sigma} \quad (34)$$

4 Datagrunnlag

For å se på temaet effektivitet i norske Sparebanker vil det bli brukt en kvantitativ metode. Det vil være essensielt å innhente større og gode datasett for å undersøke effekten i de forskjellige bankene. Det er masse data å hente fra offentlige nettsider (Finans-Norge, 2019) som strekker seg flere år bakover. Denne dataen kan også brukes til å se på hva effekten var før boliglånsforskriftene trådte i kraft ved hjelp av DEA og andre effektivitets måleverktøy som Malmquist-analyse og bootstrapping. Med bakgrunn i teori og empiri gjør oppgaven rede for valgene som har blitt tatt i henhold til argumenter for DEA-analyse, bootstrapping og Malmquist-analyse. Oppgaven benytter både konstant skalutbytte og variabel videre i analyser.

4.1 Utvalg

Alle norske sparebanker er i utgangspunktet tatt med fra innhentet data, men enkelte bestemmelser har gjort at noen blir utelatt. Flere banker har blitt fjernet fra datasett etter analyser på outliers, feil i data og regnskap. I analysen består utvalget av 99 til 107 banker mellom 2014 og 2017.

Tabell 2: Utvalg i perioden 2014-2017

År	2014	2015	2016	2017
Norske				
Sparebanker	107	104	104	99

Videre i analysen vil datasettet ha behov for å fjerne ytterligere observasjoner. Dette for at ekstremverdier, eller outliers ikke skal påvirke resultatet. Datasettet er ikke anonymisert fordi norske sparebanker har offentlige regnskapstall. Det kan være svakheter i datasettet da eksterne faktorer som lokasjon, befolkningstetthet og lokaler kan ha innvirkning på effektiviteten.

4.2 Valg av outputs

Målet med valg av outputs er å finne variabler som er sentrale i å måle produksjon til sparebankene. Fra tidligere studier og forskning har produksjonstilnærming vært brukt hyppig.

4.2.1 Bankinnskudd fra kunder

Innskudd fra kunder vil være en naturlig output ettersom det blir brukt en produksjonstilnærming i analysen. Forutsetninger vil være at bankene faktisk konkurrerer om kundenes innskudd, hvorav produksjonsprosessen av innskudd fra kunder har brukt arbeidskraft og kapitalinnsats. Velges som output-variabel y_1 .

4.2.2 Netto utlån

I en årrekke har utlån vært bankenes primærinntekt. Inntekter fra utlån utgjør en stor del av inntektene til bankene sammen med bankinnskudd fra kunder. Hovedandelen av inntekter for banker er renteinntekter på utlån og i tidligere studier som er listet opp i tabell 1 er netto utlån til kunder benyttet. Forskjellen på brutto og netto utlån er netto utlån fratrukket nedskrivninger. Netto utlån foretrekkes fremfor brutto utlån da sparebankene ikke premieres for tapsutsatte lån i form av økt produksjon, velges som output-variabel y_2 .

4.2.3 Netto provisjonsinntekter

Netto provisjonsinntekter er også en viktig kilde til inntekt for bankene, dette kommer i form av betalingstjenester, forsikringstjenester og gebyrer. Provisjonsinntekter har blitt viktigere og viktigere for bankene, mye grunnet lavere utlånsmarginer. For 2014 kunne analyser fra bankens sikringsfond vise til at norske sparebanker hadde netto provisjonsinntekter på 7,2 milliarder kroner (Bankenessikringsfond, 2015). Noe som utgjør store deler av den totale inntjeningen for bankene. Dette er derfor en relevant variabel å inkludere når en skal studere tjenesteproduksjon i bankene. Netto provisjonsinntekter velges som output-variabel y_3 .

4.3 Valg av inputs

Inputvariabler skal forklare innsatsmengden som bankene har brukt til å produsere produktene, i denne oppgaven innskudd fra kunder, netto utlån til kunder og netto provisjonsinntekter. Valg av inputs varierer i de tidligere studiene som er nevnt. I denne studien følges produksjonstilnærming og dermed et ønske om å finne mål på fysiske inputs i produksjonen av tjenester. Måling av arbeidskraft har vært brukt i tidligere studier, presentert som antall årsverk eller personalkostander.

4.3.1 Lønn og administrasjonskostnader

I åpen data fra statistisk sentralbyrå ligger det ingen spesifikk data på arbeidskraft, men lønn og administrasjonskostnader vil være et godt måletall for kostander knyttet til arbeidskraft. (Coelli et al., 2005) hevder at antall arbeidstimer er et foretrukket mål som arbeidskraft da dette er likt målt over ulike DMUer. Lønn og administrasjonskostnader inkluderer pris på arbeidskraft, men siden denne studien er basert på norske sparebanker vil lønn og prisnivå være relativt likt. Lønn og administrasjonskostnader velges som input-variabel x_1 .

4.3.2 Andre driftskostnader

Driftskostnader er kostander som kan knyttes direkte til den daglige driften. Dette kan være innkjøpt av varer, lønn, husleie, strøm, administrative kostander, markedsføring ol. Noen kostander er lovpålagte slik som forskuddsskatt, arbeidsgiveravgift, merverdiavgift ol. Andre driftskostnader velges som input-variabel x_2 .

4.3.3 Tap på utlån

Tap på utlån er fysiske tap som er blitt tatt ved mislighold på lån. I posten for tap på utlån ligger også avsatte penger til fremtidige forventede tap på utlån. Nedskrivninger ligger også under denne kategorien i budsjetter og resultater. Tap på utlån velges som input-variabel x_3 .

4.4 Valg av variabler

Med bakgrunn og argumentasjon fra de to foregående kapitler vil følgende inputs og outputs i Tabell 3 bli brukt i DEA-analysen.

Tabell 3: Variabler for Data Envelopment Analysis og Malmquist produktivitetsindeks

Inputs	Outputs
Lønn og administrasjonskostnader	Bankinnskudd fra kunder
Andre driftskostnader	Netto utlån
Tap på utlån	Netto provisjonsinntekter

4.5 Outliere

Det er problematisk å identifisere outliere grafisk i en seksdimensjonal analyse som dette fordi kun to dimensjoner kan plottes i et diagram. (Adler et al., 2002) påpeker derimot på at beregning av supereffektivitet kan brukes til å identifisere outliers, ved spesielt høy effektivitetsscore kan tyde på at en enhet er en outliers. (Bogetoft & Otto, 2011) delte outliers inn i tre grupper. Det kan være feil i et datasett som følge av at data har forsvunnet eller det har vært feilrapportering. Disse må umiddelbart slettes fra datasett ettersom de ikke representerer den faktiske produksjonsprosessen. I dette studiet vil disse slettes da det på grunn av avgrensninger i oppgaven korrigeres for slike feil. En annen gruppe med outliers kan være observasjoner som er riktige, men er ekstremt atypiske. Disse bør identifiseres og fjernes fra datasettet slik at modellene som brukes ikke forvrenges til å passe ekstreme observasjoner. Den siste gruppen av outliers som Bogetoft og Otto (2011) presenterer er enheter eller DMUer som presterer ekstremt bra eller ekstremt dårlig i forhold til resten. Disse er ofte ikke egnet til sammenligning med andre DMUer da de presterer på et helt annet nivå i forhold til gjennomsnittet av datasettet. Disse bør vurderes fjernet av forsiktighetshensyn, men kan beholdes da disse kan være DMUer som er først til å ta i bruk ny teknologi eller annen kompetanse.

Det finnes flere metoder for å finne outliers, men i dette studiet vil supereffektivitet som forklarte i tidligere kapittel brukes for å oppdage outliers. Samtidig vil nullobservasjoner og negative verdier bli fjernet fra datasettet.

Tabell 4: Populasjon, Utvalg og Outliers

	2014	2015	2016	2017
Utvalg	107	104	104	99
Outliers	9	6	5	10
Utvalg DEA	98	98	99	89
Outliers M	2	3	2	1
Utvalg M	96	95	97	87

4.6 Skalautbytte

Konstant skalautbytte antar at en økning i input vil gi en proporsjonal økning i output. For banknæringen vil det være muligheter for stordriftsfordeler, hvor det samtidig analyseres store bedrifter som kan fordele høye kostander utover høyere produksjon.

I analysen er både konstant skalautbytte VRS og variabelt skalautbytte CRS benyttet. For å se på forskjellen mellom effektivitetsscorene under begge antagelsene. Dette vil gi muligheten for å måle skalaeffektivitet.

4.7 Validitet og reliabilitet

Begrepene validitet og reliabilitet kan trekkes inn for å sikre gode og troverdige empiriske resultater fra DEA og Malmquist-analyser. DEA er en deterministisk metode og tar ikke hensyn til tilfeldigheter og støy i sine beregninger i motsetning til statistiske analyser. I DEA belager analysen seg på at observasjonene er korrekt, dette problemet blir først behandlet ved supereffektivitet. Deretter gjøres det analyser med bootstrapping. Uavhengig av dette stilles det krav til kvalitet på data som er innhentet.

Gyldigheten til en undersøkelse kan beskrives som validitet. At man faktisk måler det man ønsker å måle, dette krever gode og relevante data som representerer virkeligheten. Validitet kan deles inn i begrepsvaliditet, intern validitet og ekstern validitet (Christoffersen, Johannessen, & Tufte, 2011).

Begrepsvaliditet forteller om det er samsvar mellom dataen som brukes i undersøkelsen og problemstillingen man stiller i undersøkelsen. Begrepsvalide mål dekker et stort spekter av ressursbruk og vil gi et helhetlig bilde av produksjon. Innsatsfaktorer i denne studien dekker kostander og tap knyttet til inntjening og utlån, i så måte dekke en stor del av ressursbruken til banker.

Intern validitet forteller noe om årsakssammenhengen mellom to fenomener, samt om en uavhengig variabel kan påvirke en avhengig. Dette kan relateres til om ulike innsatsfaktorer som er brukt og produksjon av inntjening har påvirkning på effektiviteten. Testing av forskjellige modeller vil avdekke dette. (Christoffersen et al., 2011)

Ytre validitet forteller om resultater som presenteres av en studie kan generaliseres utover egen studie over til et større utvalg enn det som er representativt (Christoffersen et al., 2011). Resultater i denne studien kan være representativt for andre land og forretningsbanker under like forhold. Dette er en næring som er representert i alle land i verden, men under svært forskjellige forhold. Eksterne faktorer som statsstyre, økonomisk politikk, regelverk og kjøpevillighet være avgjørende for produksjon. Det vil derfor være vanskelig å generalisere studien for samtlige banker verden over. Studien kan generaliseres for banker i Norge som ikke er med i studien. Ved bruk av bootstrapping estimeres også en teknisk front, som legger seg utenfor den virkelige fronten. Dette kan generalisere utvalget ved å se på hva som teknisk er mulig å oppnå for bank-næringen.

Reliabilitet handler om pålitelighet til empirien som studien er basert på. Ved å gjøre en identisk studie ved et annet tidspunkt hvor resultater er like indikerer høy reliabilitet. Dette kalles for test-retest fenomen. En annen indikasjon på at reliabiliteten er høy er at flere forskere tester samme fenomen og kommer frem til like resultater, som kalles internreliabilitet (Christoffersen et al., 2011).

Studien bruker data fra statistisk sentralbyrå, noe som gjør det mulig for feilrapportering. Det kan samtidig være menneskelige feil ved datarapportering. Studien baserer seg på lange tradisjoner og gode rapporteringsrutiner. Unormale verdier på faktorer og datasett blir luket ut gjennom undersøkelse av outliers, noe som styrker reliabiliteten.

5 Resultat og analyse

I dette kapitlet presenteres analysen som har blitt gjort og hvordan metodevalgene har ført til resultatene. Resultater fra studien presenterer i forskjellige tabeller og grafer som gjenspeiler effektiviteten til norske sparebanker mellom 2014 – 2017. Effektivitet presenteres med resultater fra Data Envelopment Analysis (DEA) med antakelse om både konstant og variabelt skalautbytte, i tillegg til resultater fra bootstrapping. Deretter presenteres resultater fra Malmquist produktivitetsindeks (M)

I analysen er det brukt R-studio versjon (1.3.1093) som hovedverktøy, med egne programpakker «Benchmarking» for DEA-analyse, bootstrapping og Malmquist-analyse. I tillegg til Microsoft Excel. Fremgangsmåte i R finnes i vedlegg.

5.1 Effektivitet i DEA (VRS og CRS)

For å illustrere at bankene ofte var mer effektive under VRS grunnet forskjellige skala kom analysen frem til følgende for utvalgte perioder.

Tabell 5: Deskriptiv statistikk for sparebankene under CRS.

År	CRS	Standardavvik	Median	Min	Max	Antall effektive	Antall obs.
2014	0,8003	0,1193	0,7873	0.4943	1.000	12	98
2015	0,7192	0,1493	0,7152	0.3642	1.000	9	98
2016	0,6726	0,1615	0,6539	0.3295	1.000	9	99
2017	0,7912	0,1316	0,7755	0.4364	1.000	10	89

Tabell 6: Deskriptiv statistikk for sparebankene under VRS

År	VRS	Standardavvik	Median	Min	Max	Antall effektive	Antall obs.
2014	0,8839	0,0924	0,8814	0,6111	1,0000	22	98
2015	0,8418	0,1272	0,8492	0,4290	1,0000	19	98
2016	0,7851	0,1365	0,7574	0,5471	1,0000	16	99
2017	0,8776	0,1018	0,8857	0,6662	1,0000	23	89

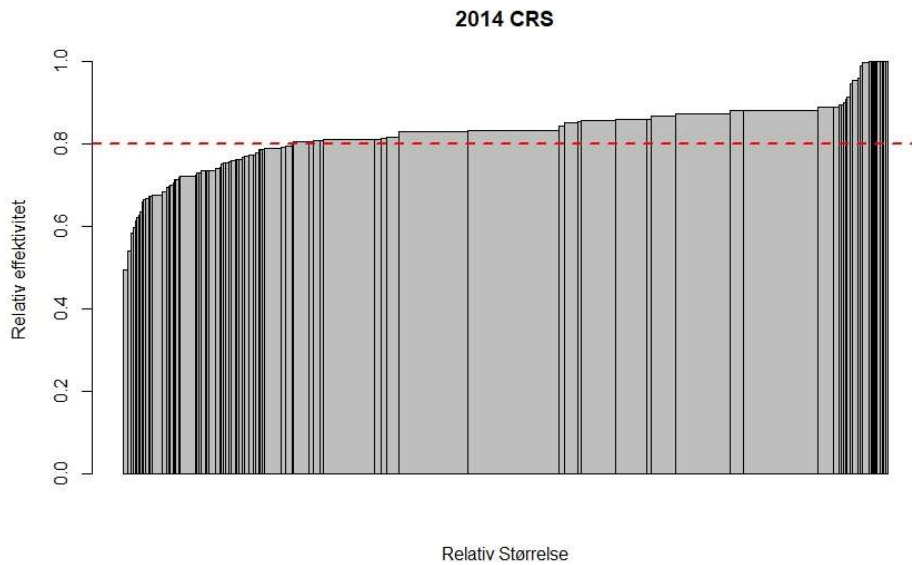
Ved analyser av sparebanker for 2014 fremkommer det at 22 av 98 banker er effektive i VRS og 12 av 98 er effektive i CRS. Med en gjennomsnittlig effektivitet på 0,884 i VRS og en gjennomsnittlig effektivitet i CRS på 0,8003.

Analyser gjort for 2015 viser at 19 av 98 banker var effektive i VRS. I CRS var 9 av 98 enheter effektive. Gjennomsnittseffektiviteten i VRS er 0,8418 og 0,7192 i CRS.

I analyser for 2016 var 16 av 99 banker effektive i VRS, hvor 9 av 99 banker var effektive i CRS. De respektive gjennomsnittseffektivitetene var 0.7851 i VRS og 0.6726 i CRS.

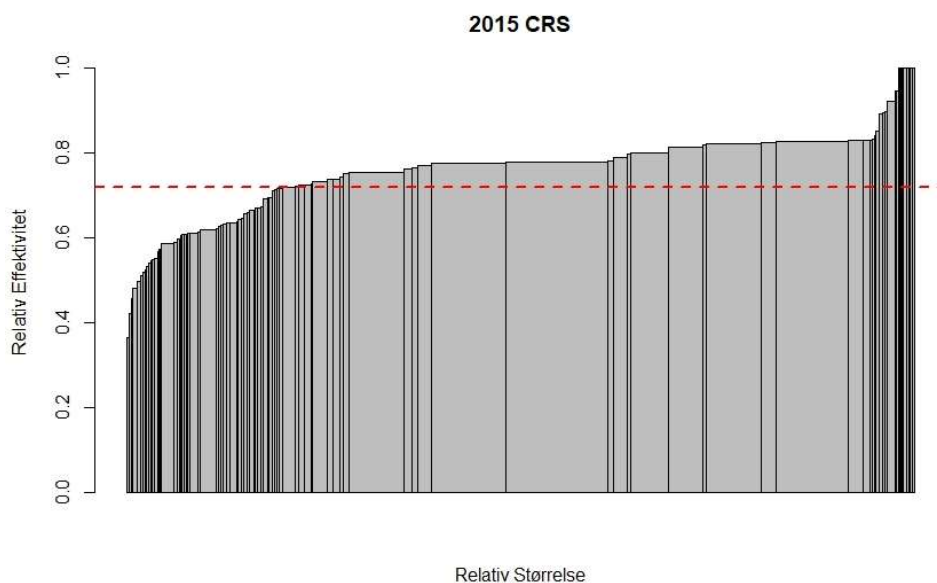
For 2017 viser analyser at i VRS er 23 av 89 banker effektive, hvor i CRS er 10 av 89 banker effektive. Gjennomsnittseffektiviteten i VRS viser 0.8776 og 0.7912 i CRS.

I analysen fremkommer det av den deskriptive dataen gjort i CRS at gjennomsnittseffektiviteten var høyest i 2014. Tabell 4 viser en avtagende gjennomsnittseffektivitet og median fra 2014 til 2016. Alle forklaringsfaktorer henter seg inn og nærmer seg 2014 som viser til det året hvor sparebankene virker å være mest effektive. Sett fra 2014 til 2017 har det vært en nedgang i gjennomsnittlig effektivitet på 0,91%.



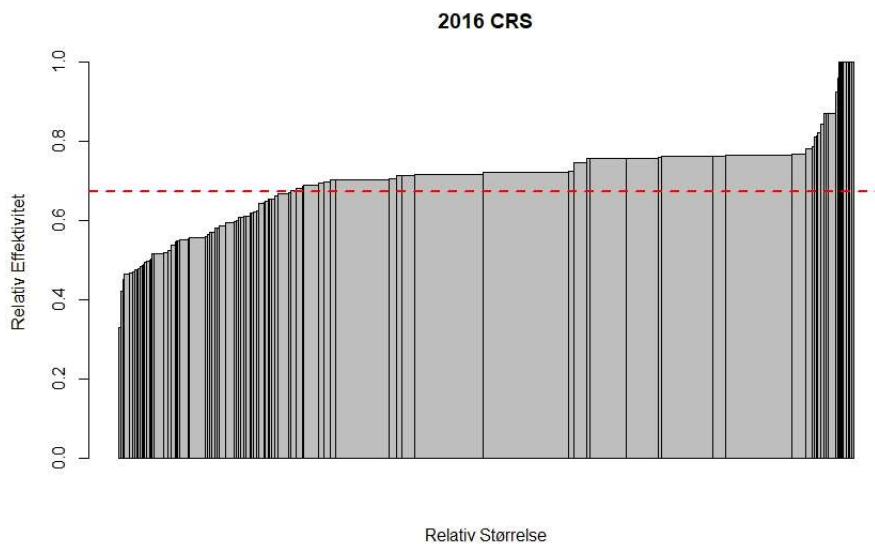
Figur 11: Salterdiagram for 2014 under CRS.

Ved å tolke og analysere salterdiagram for 2014 under CRS, ser vi at det er flest små enheter som ligger tett opp mot en effektivitet på 1. I mellomskiktet finner analysen at de største enhetene ligger, noe som korrelerer med deskriptiv data om en gjennomsnitts effektivitet på 0,8003. På motsatt ende ligger mange små enheter som trekker effektivitetsscoren ned.



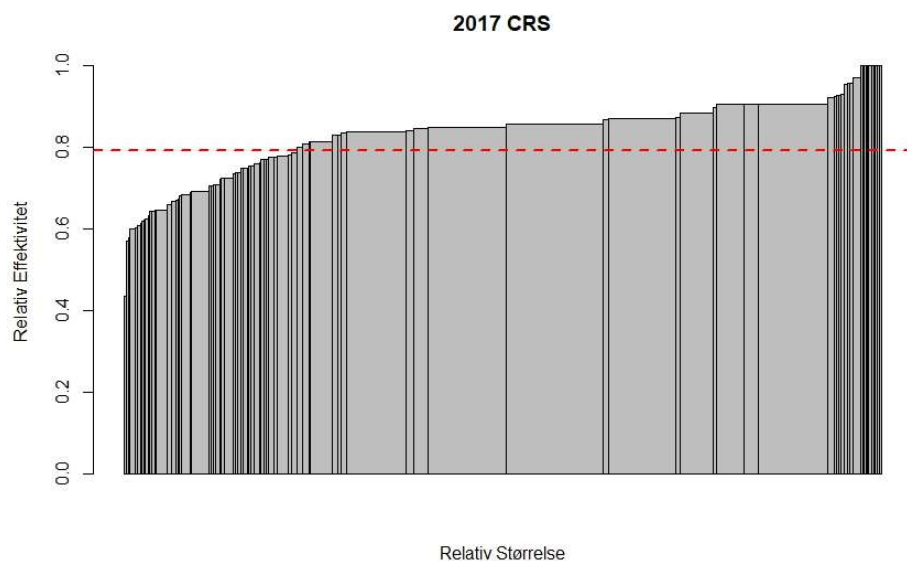
Figur 12: Salterdiagram for 2015 under CRS

I salterdiagram for 2015 under CRS er det en ganske lik trend som for 2014. De største enhetene legger seg rett over gjennomsnittet som i 2015 er 0,7192. Hvor det er mange små enheter som ligger tett opp mot 1 og på motsatt side er det igjen mange små enheter som ligger under gjennomsnittet.



Figur 13: Salterdiagram for 2016 under CRS

Salterdiagrammet for 2016 viser noe litt annerledes, her er det igjen mange små enheter som er veldig tett opp mot en effektivitet på 1. Gjennomsnittseffektiviteten for 2016 er den laveste av årene med 0,6726 noe som figur 12 viser ganske tydelig. På motsatt side av diagrammet finner vi en gjevnere negativ kurve på enheter som er godt under gjennomsnittlig effektivitet.



Figur 14: Salterdiagram for 2017 under CRS

For 2017 under CRS er gjennomsnittlig effektivitet økt til 0,7912. Dette er en markant oppgang fra 2016, salterdiagrammet for 2017 viser at de fleste store enhetene ligger rett over gjennomsnittet. Likt igjen er det flere små enheter som trekker opp gjennomsnittet og er nærme en effektivitetsscore på 1. På motsatt side ser utflatingen mer gjevn ut på enheter som ligger under gjennomsnittseffektiviteten.

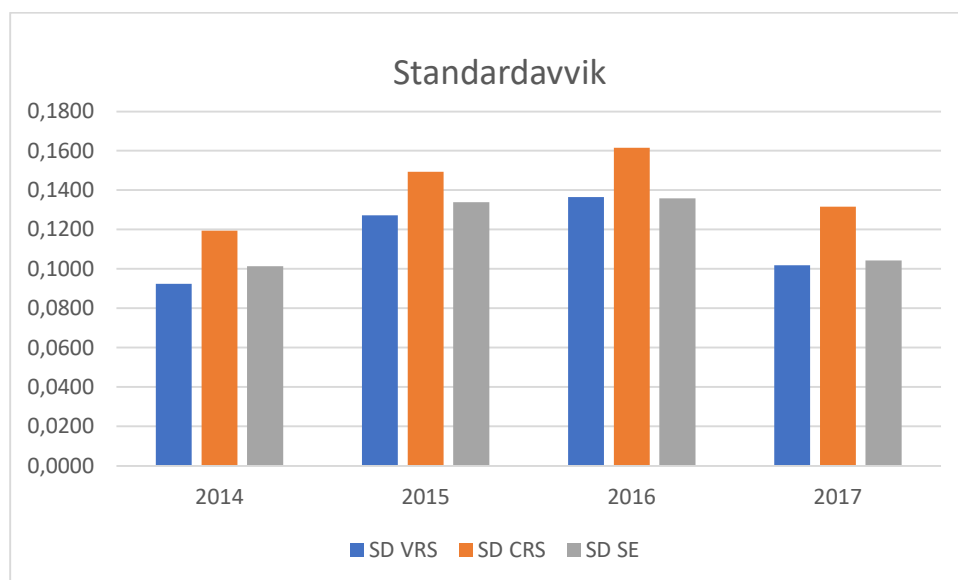
Videre viser analysene at 2015 og 2016 hadde laveste gjennomsnittlige effektivitetsscorer, for disse årene var minimum under 0,4 hvor for 2014 og 2017 er minimumscore over 0,4. Det er en klar trend at det ligger mindre enheter over gjennomsnittseffektiviteten, hvor de største enhetene ligger rundt gjennomsnittet for alle årene.

For periodene under antagelse av VRS viser analysen ikke like stort preg av nedgang som under atagelse av CRS. Det er hovedsakelig 2016 som skiller seg ut med en kraftig nedgang i 2016 for gjennomsnittseffektivitet og median. I VRS finner analysen en negativ endring i gjennomsnittseffektivitet fra 2014 til 2017 på 0,63%.

Tabell 7: Gjennomsnittlig VRS, Gjennomsnittlig CRS, Gjennomsnittlig skalaeffektivitet (SE) med standardavvik (SD) for alle utvalg.

År	VRS	SD VRS	CRS	SD CRS	SE	SD SE
2014	0,8839	0,0924	0,8003	0,1193	0,9068	0,1014
2015	0,8418	0,1273	0,7192	0,1494	0,8582	0,1339
2016	0,7851	0,1366	0,6726	0,1615	0,8584	0,1359
2017	0,8776	0,1018	0,7755	0,1317	0,9023	0,1044

Ved å se på resultater for VRS, CRS, SE med respektive standardavvik ser vi hvordan effektiviteten har vært for periodene i analysen. Standardavvikene er størst i VRS og CRS i perioden 2016 og lavest for perioden 2014. Fra analysene viser det at standardavvikene er større i CRS enn hva som fremkommer av analysene under VRS. For VRS har standardavvikene en spredning fra 9,24% til 13,66% hvor i CRS er spredningen fra 11,93% til 16,15%. Tabell 7 illustrerer endringer i standardavvik for VRS, CRS og SE.



Figur 15: Standardavvik for VRS, CRS og SE

5.2 Bootstrapping i DEA

Utvalget i studiet er basert på virkelige observasjoner av Norske Sparebanker. Ved å bruke bootstrapping kan det skapes en front som er teknisk mulig å nå. Måten dette blir utført er å trekke ut et tilfeldig utvalg og repetere dette 2000 ganger. Resultatene fra analysen av bootstrapping for VRS og CRS vises i tabell 9 og tabell 10 under.

Tabell 8: Bootstrapping under VRS for 2014-2017

År	VRS	Bias	Bootstrapping	Varians
2014	0,8839	0,05288	0,831	0,0027574
2015	0,8418	0,06711	0,7747	0,0054644
2016	0,7851	0,07687	0,7082	0,0074726
2017	0,8776	0,05786	0,8197	0,0035359

I analysen for VRS er gjennomsnittlig effektivitet lavere ved bootstrapping. Det kan forklares ved at fronten får et positivt skift ettersom det er teknisk mulig å benytte ressursene sine bedre.

Tabell 9: Bootstrapping under CRS for 2014-2017.

År	CRS	Bias	Bootstrapping	Varians
2014	0,8003	0,05804	0,7423	0,0026047
2015	0,7192	0,07164	0,6475	0,0045214
2016	0,6726	0,07599	0,5966	0,0064956
2017	0,7913	0,05764	0,7336	0,0034548

Det samme gjelder for gjennomsnittlig effektivitet i CRS ved bootstrapping, hvor analyser for bootstrapping gir en lavere effektivitet ved bootstrapping.

For VRS viser analysen at den gjennomsnittlige effektiviteten synker mellom 5,3% - 7,7% ved bruk av bias-korrigert bootstrappfront. Den største differansen i VRS og CRS finner vi for

2016, som også er året med lavest gjennomsnittlig effektivitet i både CRS og VRS. For CRS viser analysen gjennomsnittlig effektiviteten synker mellom 5,76% - 7,6%.

Konfidensintervallene viser at effektiviteten ved bootstrapping er signifikant lavere enn ved både VRS og CRS. Sannsynligheten for konfidensintervallene er satt til 97,5%. Det som er interessant er at samtlige øvre konfidensintervaller er høyere en gjennomsnittlig effektivitet i både VRS og CRS. Samtlige enheter må forbedre seg for å nå den teknisk mulige fronten.

5.5 Resultater fra Malmquist produktivetsindeks:

Data som er brukt i analysen er begrenset til 97 enheter for å se på utviklingen over tid. Analysen bruker bare enheter som har hatt drift i for hele perioden 2014-2017. Fjerner utvalgte enheter fra analyser da de gir ugyldige svar som tidligere drøftet om outliers. Antagelser for Malmquist er gjort under CRS.

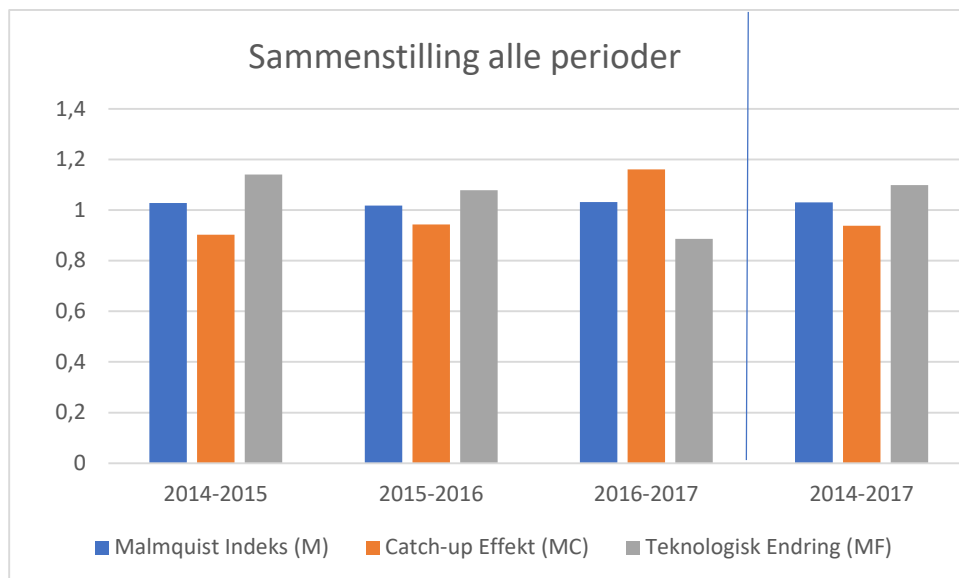
Tabell 10: Malmquist produktivetsindeks (M), Catch-up effekt (MC), Teknologisk endring (MF)

Periode	Malmquist Indeks (M)	Catch-up Effekt (MC)	Teknologisk Endring (MF)	Antall obs.
2014-2015	1,028	0,9023	1,14	96
2015-2016	1,0175	0,9435	1,079	95
2016-2017	1,031	1,1606	0,886	97
2014-2017	1,0308	0,9374	1,098	88

Resultater viser gjennomsnittlig (M) fra utvalgte perioder. Perioden 2016-2017 viser størst fremgang med en økning 3,1%. Ingen av periodene har tilbakegang fra periode til periode. Perioden 2014-2017 viser en fremgang på 3,08%. Lavest fremgang har perioden 2015-2016 med 1,75%.

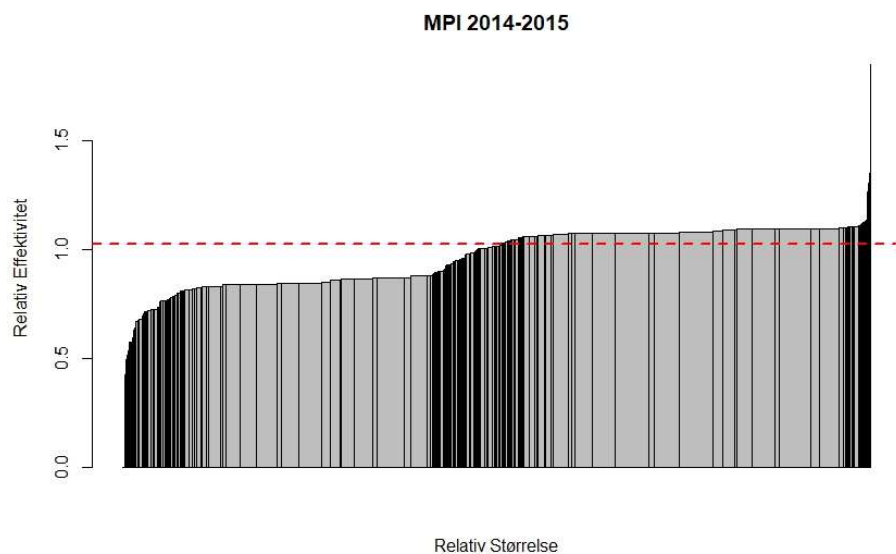
Effektivitetsendringer eller catch-up effekten (MC) viser at det er en perioder med fremgang, hvor resterende viser tilbakegang. Analysert for hele perioden 2014-2017 viser analysene en tilbakegang på 6,26%. Størst fremgang i effektivitetsendringer er i perioden 2016-2017 med en fremgang på hele 16,06%. Hvor fra perioden 2014-2015 er det en tilbakegang på 9,77%. Med en tilbakegang i 2015-2016 på 5,65% gjør det at for hele perioden 2014-2017 er det en tilbakegang.

Teknologisk endring svinger derimot noe mer en fra periode til periode. Størst endring fra analysene finner sted i perioden 2014-2015, der en positiv endring på 14%. For 2015-2016 er fremgangen på 7,9%. 2016-2017 er eneste periode med tilbakegang med en negativ endring på 11,4%. For hele perioden 2014-2017 har den teknologiske endringen en fremgang på 9,8%.



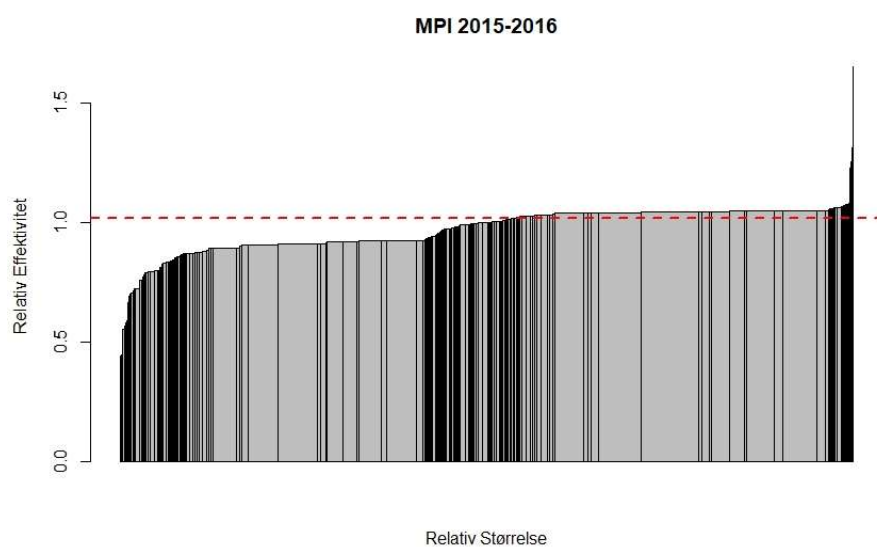
Figur 16: Malmquist-analyse fra periode til periode

I figur 16 illustreres fremgangen for MC gitt for periodene, med en tilbakegang for MF. M endrer seg lite fra periode til periode i motsetning til MC og MF, det kan forklares med at M er et resultat av MC og MF. Analysen for 2014-2017 som er satt på siden viser en sammenfatning fra første år til siste år i utvalget.



Figur 17: M 2014-2015 CRS

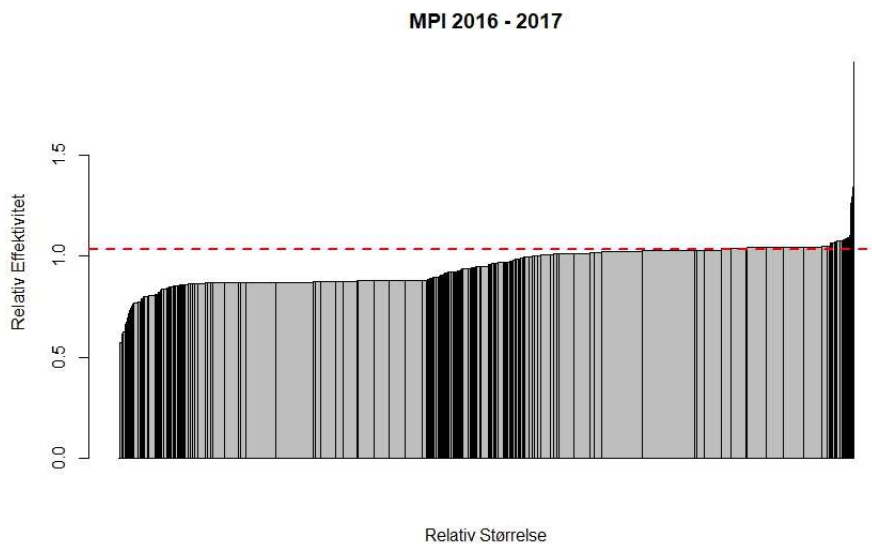
I analysen for M viser data og figur 17 at det er noen små enheter som har en veldig høy score for malmquist indeks. De fleste store enhetene ligger rett over 1, hvor store deler av de mindre enhetene ligger under 1. Gjennomsnittlig malmquist indeks for 2014 – 2015 ligger på 1,028.



Figur 18: M 2015-2016 CRS

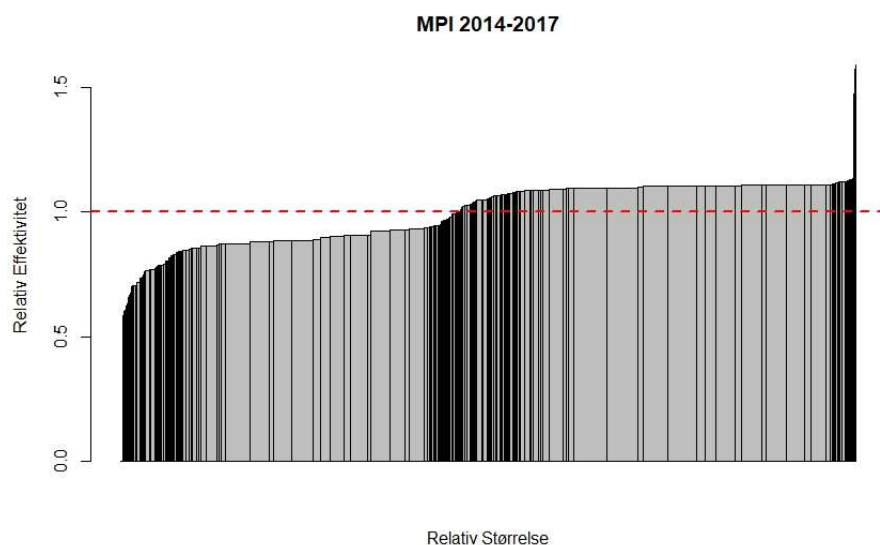
I salterdiagrammet for 2015-2016 viser diagrammet at det er et par mindre enhet som ligger betraktelig mye høyere en resterende enheter. Disse kunne i utgangspunktet vært fjernet fra

datasettet, beholder enheter i studiet for å vise utvikling over tid. På lik linje som 2014-2015 ligger de fleste store enheter rett over 1, hvor flere av de mindre enhetene legger seg under 1. For 2015-2016 var gjennomsnittets malmquist indeksen 1,0175 noe som er en liten nedgang fra tidligere periode.



Figur 19: M 2016-2017 CRS

Salterdiagrammet for 2016-2017 viser ganske likt resultat som 2015-2016. Det er fortsatt et par enheter som gjør det betraktelig mye bedre enn resterende enheter. Velger igjen å ikke fjerne disse enhetene for å illustrere utviklingen til enkeltenheter. Gjennomsnittlig malmquist indeks for 2016-2017 er 1,031 som er den største fremgangen fra alle årene. Igjen viser salterdiagrammet at de største enhetene ligger like over 1, med flest mindre enheter under score på 1.



Figur 20: M 2014-2017 CRS

Salterdiagram og statistikk for M fra 2014-2017 tas med for dette kan være med å vise betydningen boliglånsforskriftene i 2015 har hatt på effektivitetsutviklingen. Dette er for å se en generell fremgang fra 2014 – 2017 før boliglånsforskrifter var på plass mot 2017 hvor boliglånsforskriftene har blitt implementert. Fra deskriptiv statistikk viser data fra 2014 – 2017 en gjennomsnittlig malmquist indeks på 1,0308 som er den nest største fremgangen. Figur 20 viser at de største enhetene ligger midt på diagrammet med en score noe høyere enn gjennomsnittlig M på 1,0308 hvor vi finner flest små og mellomstore enheter under gjennomsnittlig M på 1,0308. Det er igjen noen mindre enheter som ligger med høyest score.

5.6 Resultater fra DEA, M og supereffektivitet på enhetsnivå

Selv om studien har som hovedfokus å finne gjennomsnittet i DEA for de utvalgte periodene og utviklingene over tid under M, er det interessant å se om det er noen enheter som går igjen for resultater på enhetsnivå. Enheter presenteres fra resultater gjort i DEA, supereffektivitet og M.

For analyser gjort i DEA under CRS finner vi Cultura Sparebank med en effektivitetsscore på 0,519 i 2014. På bunn i 2015 finner vi Gildeskål Sparebank med effektivitetsscore på 0,3642, det er lang under nest nederst på listen med en effektivitetsscore på 0,5732. For begge

periodene er det noen gjengangere som er effektive, Spareskillingsbanken, SpareBank 1 Østfold Akershus, SpareBank 1 SR-Bank og SpareBank 1 Ringerike Hadeland. *(Se vedlegg 1)*. For 2016 finner vi igjen Gildeskål Sparebank nederst på listen som fortsatt er et stykke unna neste på listen Vegårshei Sparebank med en effektivitetsscore på 0.5079. I 2017 finner vi fortsatt Gildeskål Sparebank nederst med en effektivitetsscore på 0.4364, hvor nest nederst på listen Cultura Sparebank med en effektivitetsscore på 0.6077. *(Se vedlegg 2)*.

Spareskillingsbanken ligger for både 2016 og 2017 som effektiv, SpareBank 1 Østfold Akershus er også effektiv i 2016. SpareBank 1 Ringerike Hadeland kommer tilbake på listen med effektivitetsscore på 1 i 2017 igjen. For 2016 og 2017 er SpareBank 1 SMN effektiv begge årene. Eneste banken som oppnår effektivitetsscore på 1 for alle årene er Spareskillingsbanken. SpareBank 1 Østfold Akershus, SpareBank 1 Ringerike Hadeland og Flekkefjord Sparebank som oppnår effektivitetsscore på 1 tre ganger.

Supereffektivitet brukes ikke lenger i analyser for å rangere effektive enheter. Tidligere ble supereffektivitet bruk for å rangere effektive enheter, men senere studier har vist at det ikke er statistikk korrekt (Banker 2006). De fleste analyser bruker i dag supereffektivitet for å finne outliers, noe som også har blitt gjort i denne studien. Velger å ta med tabell 11 for supereffektivitet etter at outliers er fjernet for å vise en slags sortering av bankene på individuelt nivå. Dette er for å se etter gjengangere som ligger på topp eller om noen banker har en veldig høy score.

Tabell 11: Sortering av supereffektive for 2014-2017

Rang	2014	Score	Rang	2016	Score
1	SpareBank 1 Østfold Akershus	1,46	1	Flekkefjord Sparebank	1,46
2	Sparebanken Sør*	1,35	2	Sparebanken Hedmark	1,23
3	SpareBank 1 SR-Bank ASA	1,22	3	Spareskillingsbanken	1,18
4	Spareskillingsbanken	1,19	4	Larvikbanken Brunlanes Sparebank	1,14
5	Flekkefjord Sparebank	1,16	5	SpareBank 1 SMN	1,09
6	SpareBank 1 Ringerike Hadeland	1,14	6	Sparebanken Sør	1,05
7	Melhus Sparebank	1,14			
8	Modum Sparebank	1,09	Rang	2017	Score
9	Sparebanken Hedmark	1,05	1	SpareBank 1 Østlandet	2,43
10	Time Sparebank	1,05	2	Spareskillingsbanken	1,54
11	Skudenes & Aakra Sparebank	1,01	3	Sunnadal Sparebank	1,30
			4	SpareBank 1 Ringerike Hadeland	1,13
			5	SpareBank 1 SMN	1,13
Rang	2015	Score	6	Sparebanken Telemark	1,12
1	Spareskillingsbanken	1,72	7	Sparebanken Vest	1,04
2	Fornebu Sparebank	1,19	8	Andebu Sparebank	1,02
3	SpareBank 1 SR-Bank ASA	1,16	9	Ørskog Sparebank	1,02
4	SpareBank 1 Ringerike Hadeland	1,14			
5	SpareBank 1 SMN	1,08			
6	Arendal og Omegns Sparekasse	1,03			
7	Lillesands Sparebank	1,02			

Tabell 11 viser en intern rangering av de effektive enheten for hvert år. Analysen viser at totalt 22 enheter er effektive i i ett eller flere år. For 2014 er det flest effektive enheter med 11 i tallet. Det varierer for hvert år hvilke bank som hadde høyest score på supereffektivitet. Den høyeste scoren viser SpareBank 1 Østlandet i 2017 med en score på 2,43 som er absolutt

høyest av alle årene. Bakgrunnen for at SpareBank 1 Østlandet har en så høy score kan forklares med at i April 2017 fusjonerte SpareBanken Hedmark og SpareBank 1 Østfold Akershus. Spareskillingsbanken er eneste bank som ligger på rangeringslistene hvert år, påfulgt av SpareBank 1 SMN og SpareBank 1 Ringeriket Hadeland som vi finner tre ganger. Flekkefjord SpareBank, SpareBank 1 SR-Bank, Sparebanken Hedmark og Sparebanken Sør finner vi to ganger på listene. Resterende banker har en score over 1 i ett av årene.

Ved å se på hver enkeltenhet for perioden 2014-2017 i M gir analysen følgende tabeller for Malmquist Indeks (M), Catch-up effektiv (MC) og Teknologisk endring (MF).

Tabell 12: Sortert for Malmquist Indeks (M) CRS 2014-2017

Rang	Malmquist Indeks (M)	DMU
1	1,5904	Stadsbygd Sparebank
2	1,5727	Bien Sparebank ASA
3	1,5059	Tysnes Sparebank
4	1,4865	Ørskog Sparebank
5	1,4755	Blaker Sparebank
84	0,7304	Indre Sogn Sparebank
85	0,6989	Selbu Sparebank
86	0,6923	Kvinesdal Sparebank
87	0,6661	Fana Sparebank
88	0,6573	Grong Sparebank

Fra analysen viser det til at Stadsbygd hadde størst fremgang for hele perioden med en endring på 59,04%. Størst tilbakegang av bankene hadde Grong Sparebank med en tilbakegang på 34,27%.

Tabell 13: Sortert for catch-up effekt (MC) CRS 2014-2017

Rang	Catch-up Effekt (MC)	DMU
1	1,4952	Bien Sparebank ASA
2	1,3431	Tysnes Sparebank
3	1,3351	Høland og Setskog Sparebank
4	1,3108	Stadsbygd Sparebank
5	1,2909	Surnadal Sparebank
84	0,6330	Åfjord Sparebank
85	0,6232	Kvinesdal Sparebank
86	0,6045	Grong Sparebank
87	0,6005	Fana Sparebank
88	0,5865	Odal Sparebank

Bien Sparebank kommer best ut med en fremgang på 49,52%. Odal Sparebank viser størst tilbakegang med negativ endring på 41,35%.

Tabell 14: Sortert for teknologisk endring (MF) CRS 2014-2017

Rang	Teknologisk endring (MF)	DMU
1	1,2805	Ørskog Sparebank
2	1,2730	Odal Sparebank
3	1,2133	Stadsbygd Sparebank
4	1,2087	Eidsberg Sparebank
5	1,2057	Jæren Sparebank
84	1,0223	SpareBank 1 SMN
85	1,0106	Surnadal Sparebank
86	1,0001	SpareBank 1 Nord-Norge

87	0,9671	SpareBank 1 Ringerike Hadeland
88	0,8878	SpareBank 1 SR-Bank ASA

For teknologisk endringer finner analyser Ørskog Sparebank med størst fremgang på 28,05%. På bunn med en tilbakegang på 11,22% ligger SpareBank 1 SR-Bank. I tabell 14 er det kun to enheter som viser tilbakegang for teknologisk endring.

6 Diskusjon og konklusjon

Denne oppgaven har som formål å måle effektivitet og produktivitet for norske sparebanker i perioden 2014-2017. For å gjøre dette har Data Envelopment Analysis (DEA) Malmquist produktivitetsindeks (M) blitt brukt. Bootstrapping har gitt en teknisk front og varians for resultatene, og dermed er oppgaven testet for statistisk signifikans. Dette kapittelet oppsummerer resultatene som er funnet i analysen, og diskuterer utfordringer og tidligere forsikring i næringen.

6.1 Diskusjon

Resultater fra oppgaven viser en gjennomsnittlig effektivitet i VRS fra 78,51% til 88,39% og en gjennomsnittlig effektivitet i CRS fra 67,26% til 80,03%. Resultater samsvarer godt med resultater fra tidligere oppgaver (Berg, 2015) og (Røsseland, 2010). Det har i perioden vært en synkende effekt fra 2014, hvor effektiviteten henter sin inn igjen i løpet av 2017. Det har dermed ikke vært en stigende effekt da 2014 er perioden med høyeste gjennomsnittlig effektivitet for både VRS og CRS. Laveste gjennomsnittlige effektivitet blir målt i 2016 for både VRS og CRS, med henholdsvis 78,51% og 67,26%. En forklaring for at effektiviteten var betraktelig lavere for 2016 mot andre år kan ligge i at 2016 var året med lavest utlånsmargin for bankene. Sentralbanken satt ned styringsrenten høsten i 2015 med 0,25 og senere med ytterligere 0,25 tidlig i 2016 (Norges-Bank, 2020) noe som presset marginene til bankene som vist i figur 1. En slik prosess har en tendens til å utjevne seg over en kortere periode. En annen effekt kan ha vært inntreden av boliglånsforskrifter som satte press på bankene med nye reguleringer. Årsaken til lavere effektivitet i 2016 kan være at enkelte banker fikk det tøffere enn andre ved nye utlånsmarginer og reguleringer. Standardavviket er også på sitt høyeste i 2016, med 13,66% i VRS og 16,15% i CRS, noe som bekrefter en større variasjon i effektiviteten. Det har gradvis blitt færre og færre sparebanker noe som kan være med på å påvirke effektiviteten, figur 2 viser graf for antall sparebanker for en lengere periode. Ved inntreden av nye regulatoriske krav kan flere ha fått en nedgang i effektiviteten hvor de på sikt henter seg inn igjen når nye krav er bedre kjent og implementert.

Skalaeffektiviteten varierer mellom 85,82% til 90,68% for analyseperioden. Det kan indikere en høy grad av produksjon i riktig skala. Gjennomsnittlig skalaeffektivitet er lavest i periodene 2015 og 2016 med neste samme score på henholdsvis 85,82% og 85,84%. Dette betyr at bankene var ganske skalaeffektive i 2014, med en nedgang i de to påfølgende årene. Skalaeffektiviteten henter seg inn igjen i 2017 hvor den er tilbake til over 90%. Dette kan også være med på å forsterke antagelsen at nye regulatorisk krav fra 2015 i form av boliglånsforskriftene kan ha påvirket produksjon i riktig skala. Standardavviket for 2015 og 2016 er høyere enn for 2014 og 2017 med en differanse på rundt 3,5%. Høyest standardavvik har perioden 2015 med 13,59% og lavest i 2014 med 10,14%. Med ett så høyt standardavvik for 2015 kan det bety at bankene var litt i villrede knyttet til boliglånsforskriftene, samtidig som sentralbanken satt ned renten tre ganger i løpet av 2015 (Norges-Bank, 2020). Begge disse faktorene er nok med på å påvirke effektiviteten og standardavviket for 2015 og 2016.

Antall effektive enheter under antagelse om VRS gikk fra 22 effektive i 2014, til 23 effektive i 2017. For 2015 og 2016 er det 19 og 16 effektive enheter. I analyserte perioder har det blitt flere effektive enheter, men det er en stor nedgang i effektive enheter etter 2014 og frem til 2017. Under antagelse om CRS finner analysen en relativ lik utvikling, her går antall effektive fra 12 i 2014, hvor det i 2015 og 2016 er 9 effektive. For 2017 er det 10 effektive enheter. Siden det er variasjon i antall observasjoner for hvert av årene blir en prosentvis endring mer korrekt å se på. Under VRS går det fra 22,45% effektive enheter ned til 19,39% og 16,16% for 2015 og 2016, hvor 2017 har høyest prosentandel effektive enheter på 25,84%. Under antagelse av CRS er det 12,24% effektive enheter i 2014, hvor det i 2015 og 2016 ligger på 9,18% og 9,09%. For 2017 er det 11,23% effektive enheter. Fra analysen kommer det igjen frem en nedadgående kurve fra 2015 og 2016, hvor antall effektive igjen øker for 2017. Igjen kan det være boliglånsforskrifter som gjør at bankene presterer dårligere for disse årene, samtidig som vi tidligere har sett at utlånsmarginer er lavest for disse to periodene. En jevnere bransje hvor alle reguleres likt fører til hardere konkurranse, som over tid vil gjøre at noen mindre enheter forsvinner eller fusjonere med hverandre (Pettersen, 2019).

Resultater fra bootstrapping tilser at bransjen ikke presterer optimalt i forhold til hva som er teknologisk mulig. Bias-korrigerte bootstrapfronten ligger utenfor den observerte fronten. Selv med 100% effektivitet under VRS vil det fortsatt være mulig med forbedringer.

Variansen bekrefter at effektiviteten er signifikant lavere, spesielt for 2015 og 2016. De effektive enhetene er bankene som har best utnyttet sine ressurser i analyseperioden. Disse selskapene kan samtidig prestere bedre og finne alternative løsninger for sine sammensetninger av ressurser for å yte maksimalt.

Malmquist produktivitetsindekser viser at effektiviteten til norske sparebanker varierer gjennom perioden under antagelse om CRS. Perioden 2014-2017 viser en fremgang på 3,08% og ingen av periodene har en tilbakegang. Det kan tyde på at bankene har god fremgang på drift selv om utlånsmarginer presses ned i perioden. Selv om banknæringen henter sine største inntekter fra utlånsrente og innskudd tyder det på at næringen stadig øker inntekten på andre tjenester som forsikringer, sparing og andre banktjenester som følger av netto provisjonsinntekter (Bankennessikringsfond, 2015). Perioden fra 2016-2017 hadde størst fremgang med 3,1% hvis vi ser fra periode til periode isolert. Fremgangen fra 2015-2016 er den laveste med 1,75% hvor 2014-2015 følger etter med en fremgang på marginale 2,8%. Som nevnt tidligere var utlånsmarginer på sitt laveste for 2015 og 2016, samtidig som innføringen av boliglånsforskrifter er på plass. Det som er interessant for analysen er at 2015 og 2016 virker til å være årene og periodene med lavest effektivitet og lavest utvikling. Selv om Norges bank satt ned styringsrenten fra 1,25 til 0,50 fra 07.05.2015 – 17.03.2016 som gjør at marginene blir lave, så holdt styringsrenten seg på 0,50 ut perioden for min analyse (Norges-Bank, 2020). Hvor det for perioden 2016-2017 viser størst fremgang med samme styringsrente, noe som kan bety at boliglånsforskriftene hadde en betydning for effektiviteten og effektivitetsutviklingen til banknæringen.

Ved dekomponering av analysen kommer det frem to perioder med teknologisk fremgang, hvor det for 2014-2015 var en fremgang på 14%. Deretter er den teknologiske fremgangen økende med 7,9% for 2015-2016 og nedgang for 2016-2017 på 11,4%. For hele perioden var det vært en teknologisk fremgang på 9,8%. Effektivitetsendringer (MC) viser en større nedgang for 2014-2015 på hele 9,77%, hvor den deretter henter seg noe inn for 2015-2016 med en tilbakegang på 5,65%. For 2016-2017 viser tallene noe annet, med positiv effektivitetsendringen på 16,06%. Dette samsvarer med DEA-analysene som gir 2015 og 2016 lavere effektivitetsscorer. Hele perioden samlet sett gir en effektivitetsendring på

negativ 6,26%. Den positive effektivitetsendringen fra 2016-2017 klarer ikke å hente inn nedgangen fra 2014-2015 og 2015-2016.

6.3 Konklusjon

Formålet med oppgaven har vært å analysere effektiviteten og effektivitetsutviklingen til norske sparebanker fra perioden 2014-2017. Hensikten med oppgave har vært å analysere om boliglånsforskriftene som ble implementert i 2015 gjorde noe med effektiviteten til norske sparebanker, og samtidig analysere om utviklingen til norske sparebanker over tid.

Basert på funnene i oppgaven er det sannsynlig at effektiviteten til bankene var på sitt laveste i 2015 og 2016, noe kan nok forklares med inntreden av boliglånsforskrifter. Det er nok ikke eneste valide grunn til at effektiviteten synker i periodene 2015 og 2016. Som drøftet tidligere var utlånsmarginer på sitt lavest for disse periodene som også kan forklare funn i oppgaven. Fra tidligere studier har gjennomsnittlig effektivitet vært rundt 68% under CRS (Berg, 2015). Andre tidligere studier kan vise til en gjennomsnittlig effektivitet opp mot 90% for utvalgte år under CRS (Røsseland, 2010). Ingen av disse studiene er gjort for samme år som dette, så det er ikke helt sammenlignbart. For perioden 2014-2017 har den gjennomsnittlige effektiviteten holdt seg mellom 85,8% og 90,6% i VRS og 67,2% til 80% i CRS. Effektiviteten har en marginal endring for noen perioder, men bankene holder generelt et høyt nivå.

Utlånsmarginer blir presset ned for perioden, men banken har fortsatt en positiv utvikling. Spesielt 2015 og 2016 viser svakere effektivitet og utvikling, noe som tyder på at boliglånsforskrifter har en betydning på kort sikt. En bias-korrigert bootstrapfront viser at næringen kan utnytte sine ressurser enda bedre enn hva de effektive gjør i dag. Sparebankene har dermed potensiale til å utnytte sine ressurser bedre enn hva som er observert i denne oppgaven. Effektivitetsutviklingen analysert for M viser at alle perioder har fremgang, fremgangen er relativt marginal med 3,08% for hele perioden. Perioden 2015-2016 er igjen årene som viser svakest utvikling, noe som korrelerer med resultater fra DEA og kan understøtter effekten boliglånsforskriftene har hatt.

6.4 Videre forskning

For denne oppgaven ble det satt avgrensninger til norske sparebanker. Det kunne dermed vært interessant med en lik analyse hvor forretningsbanker blir gjennomgått sammen med sparebanker. Det er samtidig færre banker i dagens marked, noe som gjør at det kunne vært spennende å se hvordan dette har påvirket effektiviteten til de gjenværende sparebankene. Det har også vært revideringer av boliglånsforskrifter siden 2015, samtidig som mye av banknæringen nå henter nye kunder via forbundsavtaler. Dette har gjort at utlånsmarginer blir presset ytterligere i favør til kundene. Med bakgrunn i dette kunne det vært spennende å se en lik studie for perioden 2017 – 2021, både med og uten forretningsbanker.

Denne oppgaven konkluderer med en tilbakegang i effektivitetsutviklingen frem til 2016, hvor den henter seg inn igjen fra 2017. En av flere forklaringsfaktorer kan være effekten boliglånsforskrifter hadde ved sin inntreden i 2015. Videre studier kan analysere akkurat dette nærmere da forskriftene har vært aktive i en lengere periode.

Referanseliste

- Adler, N., Friedman, L., & Sinuany-Stern, Z. (2002). Review of ranking methods in the data envelopment analysis context. *European Journal of Operational Research*, 140(2), 249-265. doi:[https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00068-1](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00068-1)
- Agrell, P. J., Bogetoft, P., & Tind, J. (2002). Incentive plans for productive efficiency, innovation and learning. *International Journal of Production Economics*, 78(1), 1-11. doi:[https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(00\)00097-9](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(00)00097-9)
- Andersen, P., & Petersen, N. C. (1993). A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. *Management science*, 39(10), 1261-1264. doi:<https://doi.org/10.1287/mnsc.39.10.1261>
- Asmild, M., Paradi, J. C., Reese, D. N., & Tam, F. (2007). Measuring overall efficiency and effectiveness using DEA. *European Journal of Operational Research*, 178(1), 305-321. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.01.014>
- Bankennessikringsfond. (2015, 31. desember). Sterke resultater i bankene for 2014. Retrieved from <https://www.bankennessikringsfond.no/2014/category1155.html#Analyse%202014>
- Banker, R., Chang, H., & Zheng, Z. (2017). On the use of super-efficiency procedures for ranking efficient units and identifying outliers. *Annals of Operations Research*, 250(1), 21-35. doi:10.1007/s10479-015-1980-8
- Banker, R., Førsund, F. R., & Zhang, D. (2017). Use of Data Envelopment Analysis for Incentive Regulation of Electric Distribution Firms. *Data Envelopment Analysis Journal*, 3(1-2), 1-47. doi:10.1561/103.00000020
- Barvik, K. E., & Nygaard, M. S. (2017). *Konkurransen og effektivitet i det norske sparebankmarkedet* (1503-2140). Retrieved from Bergen:
- Berg, T. F. (2015). *Effektivitetsanalyse av norske sparebanker En DEA-studie av perioden 2010-2013*. (Masters). Universitetet i Agder; University of Agder, Norway.
- Bogetoft, P., & Otto, L. (2011). *Benchmarking with DEA, SFA, and R* (Vol. 157). New York, NY: Springer New York, New York, NY.
- Caves, D. W., Christensen, L. R., & Diewert, W. E. (1982). The economic theory of index numbers and the measurement of input, output, and productivity. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1393-1414. doi:<https://doi.org/10.2307/1913388>
- Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429-444. doi:[https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8)
- Christoffersen, L., Johannessen, A., & Tufte, P. A. (2011). *Forskningsmetode for økonomiskadministrative fag* (3. ed.). Oslo: Abstrakt Forlag.
- Coelli, T. J., Prasada Rao, D. S., O'donnell, C. J., & Battese, G. E. (2005). *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis* (2. ed.). Boston, MA: Springer US.
- Cook, M. H. (2015, 1. desember). Om egenkapitalbevis. Retrieved from <https://www.sparebankforeningen.no/egenkapitalbevis/om-egenkapitalbevis/>
- Cook, W. D., Tone, K., & Zhu, J. (2014). Data envelopment analysis: Prior to choosing a model. *Omega*, 44(C), 1-4. doi:<https://doi.org/10.1016/j.omega.2013.09.004>
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Zhu, J. (2011a). *Data envelopment analysis: History, models, and interpretations* (2. ed.). Boston: Springer.
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Zhu, J. (2011b). Data envelopment analysis: History, models, and interpretations. In W. W. Cooper, L. M. Seiford, & J. Zhu (Eds.), *Handbook on data envelopment analysis* (pp. 1-39): Springer.

- Deprins, D., & Simar, L. (1983). On Farrell measures of technical efficiency. In *Recherches Économiques de Louvain/Louvain Economic Review* (Vol. 49, pp. 123-137). Belgia: Louvain Economic Review.
- Efron, B. (1979). Computers and the theory of statistics: thinking the unthinkable. *SIAM review*, 21(4), 460-480. doi:<https://doi.org/10.1137/1021092>
- Engebretsen, M., & Mælum, E. (2016, 10. februar). Oljeprisfall gav negativ årsvekst i produsentprisindeksen. Retrieved from <https://www.ssb.no/priser-og-prisindekser/artikler-og-publikasjoner/oljeprisfall-gav-negativ-arsvekst-i-produsentprisindeksen>
- Farrell, M. (1957). The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society, Series a (General)*, 120(3), 253-281. doi:<https://doi.org/10.2307/2343100>
- Finans-Norge. (2019, 31. desember). Sparebankenes årsregnskaper. Retrieved from <https://www.finansnorge.no/statistikk/bank/Regnskapsstatistikk/sparebankenes-arsregnskaper/>
- Finans-Norge. (2020, 24. mars). Lånegarantiordningen vedtatt. Retrieved from <https://www.finansnorge.no/aktuelt/nyheter/2020/korona/lanegarantiordningen-vedtatt/>
- Finansdepartementet. (2009). *Hva gjør Regjeringen?* Retrieved from https://www.regjeringen.no/globalassets/upload/fin/taler/tale_finansforbundet.pdf
- Finansdepartementet. (2015). *Forskriftsfester fleksible krav til boliglån*. (Nr: 26/2015). Retrieved from <https://www.regjeringen.no/no/aktuelt/forskriftsfester-fleksible-krav-til-boliglan/id2417372/>
- Finansdepartementet. (2020, 29. januar). Banker og kredittforetak. Retrieved from <https://www.regjeringen.no/no/tema/okonomi-og-budsjett/finansmarkedene/bank/id2353822/>
- Finansdepartementet. (2021). *Utlånsforskriften*. Retrieved from <https://www.regjeringen.no/no/tema/okonomi-og-budsjett/finansmarkedene/utlansforskriften/id2791101/>
- Lov om finansforetak og finanskonsern, LOV-2015-04-10-17 C.F.R. (2015).
- Finanstilsynet. (2016, 29. august 2018). Finanstilsynet foreslår innstramminger i boliglånsforskriften. Retrieved from <https://www.finanstilsynet.no/nyhetsarkiv/pressemeldinger/2016/finanstilsynet-foreslar-innstramminger-i-boliglansforskriften/?id=>
- Fondevik, K., & Nyland, G. E. (2016). *Effektivitet i Skandinaviske banker: En effektivitetsstudie av norske, svenske og danske banker i perioden 2011-2014 ved bruk av Data Envelopment Analysis*. (Masteroppgave). Norges Handelshøyskole, Bergen.
- Färe, R., Grosskopf, S., & Roos, P. (1995). *The Malmquist total factor productivity index: Some remarks*. Retrieved from https://ideas.repec.org/p/ces/ceswps/_94.html
- Grifell-Tatjé, E., & Lovell, C. K. (1999). A generalized Malmquist productivity index. *Top*, 7(1), 81-101. doi:<https://doi.org/10.1007/BF02564713>
- Jensen, S. (2014, 28. april). Bankene trenger konkurranse Retrieved from <https://www.regjeringen.no/no/aktuelt/Bankene-trenger-konkurranse/id757953/>
- Malmquist, S. (1953). Index numbers and indifference surfaces. *Trabajos de estadística*, 4(2), 209-242. doi:<https://doi.org/10.1007/BF03006863>
- Maniadakis, N., & Thanassoulis, E. (2004). A cost Malmquist productivity index. *European Journal of Operational Research*, 154(2), 396-409. doi:[https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(03\)00177-2](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00177-2)
- Mercer, S. E., & Odden, I. (2016). *Effektivitetsanalyse og produktivitetsutvikling i norsk lakseoppdrett. En analyse av norsk lakseoppdrett for perioden 2004-2014 ved bruk av Data Envelopment*

- Analysis og Malmquist produktivetsindeks.* (Masteroppgave). UiT Norges arktiske universitet, Tromsø.
- Nordkveld, M., Alexandru, R., & Reve, T. (2015). *Den norske finansnæringen*. Retrieved from Norge: <https://www.finansforbundet.no/content/uploads/2020/10/Den-norske-finansn%C3%A6ringen-en-vekstn%C3%A6ring.pdf>
- Norges-Bank. (2019, 9. april). Rapport om finansiell stabilitet. Retrieved from <https://www.norges-bank.no/tema/finansiell-stabilitet/rapporter-finansiell-stabilitet/>
- Norges-Bank. (2020, 17. desember). Endringer i styringsrenten. Retrieved from <https://www.norges-bank.no/tema/pengepolitikk/Styringsrenten/Styringsrenten-Oversikt-over-rentemoter-og-endringer-i-styringsrenten-/>
- Pettersen, R. M. (2019, 11. juni). Kampen om kundene har aldri vært større enn nå. Retrieved from <https://nyhetssenter.sparebank1.no/snn/2019/06/11/kampen-om-kundene-har-aldri-vaert-storre-enn-na-men-hva-er-det-som-skaper-unike-kundeopplevelser-hva-skiller-klinten-fra-hveten/>
- Røsseland, A. (2010). *Effektivitetsanalyse av norske børsnoterte sparebanker 2005-2009*. (Masteroppgave). Norges Handelshøyskole, Bergen.
- Shephard, R. (1953). *Cost and Production Functions* (1. ed.). Princeton, New Jersey: Princeton University Press.
- Simar, L., & Wilson, P. W. (1998). *Productivity growth in industrialized countries*. Retrieved from Belgium: https://dial.uclouvain.be/downloader/downloader.php?pid=boreal:3943&datastream=PDF_01
- Simar, L., & Wilson, P. W. (1998). Sensitivity analysis of efficiency scores: How to bootstrap in nonparametric frontier models. *Management science*, 44(1), 49-61. doi:<https://doi.org/10.1287/mnsc.44.1.49>
- Simar, L., & Wilson, P. W. (1999). Estimating and bootstrapping Malmquist indices. *European Journal of Operational Research*, 115(3), 459-471. doi:[https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(97\)00450-5](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(97)00450-5)
- Simar, L., & Wilson, P. W. (2000). A general methodology for bootstrapping in non-parametric frontier models. *Journal of applied statistics*, 27(6), 779-802. doi:<https://doi.org/10.1080/02664760050081951>
- Sparebankforeningen. (2020a, 6. juli). Antall sparebanker 1922 - 2019. Retrieved from <https://www.sparebankforeningen.no/banker-og-stiftelser/antall-sparebanker/>
- Sparebankforeningen. (2020b, 31. desember). Fusjoner og endringer fra 1960. Retrieved from https://www.sparebankforeningen.no/banker-og-stiftelser/fusjoner-og-endringer/? t_id=KQ_xFRCjJpK8rWyYXp8_Ng%3d%3d& t_uuid=FA4UYZC0T9a5iGRGnhXgtQ & t_q=sparebank+1+alliansen& t_tags=language%3ano%2csiteid%3ac8db46e7-8941-497f-8072-0ca46bf02231%2candquerymatch& t_hit.id=FNO_Models_Pages_ArticlePage/ 639fe603-f34d-4c5e-a7a4-155950855938_no& t_hit.pos=9
- Sparebankforeningen. (2020c, 31. desember). Tall og fakta om sparebankene. Retrieved from <https://www.sparebankforeningen.no/om-oss/>
- Lov om sparebanker, LOV-1961-05-24-1 C.F.R. (1961).
- Sparebankstiftelsen. (2020). Vår historie. Retrieved from <https://www.sparebankstiftelsen.no/no/var-historie>
- Statistisk-sentralbyrå. (2020a, 31. desember). Kredittindikator. Retrieved from <https://www.ssb.no/statbank/table/06718>

Statistisk-sentralbyrå. (2020b, 31. desember). Renter i banker og kredittforetak. Retrieved from <https://www.ssb.no/statbank/table/10749>

Wikeland, M. (2015). *Produktivitetsutvikling i norsk lakseoppdrett: En analyse av perioden 2006-2013 ved bruk av DEA, Malmquist og Bootstrapping*. (Masteroppgave). UiT Norges arktiske universitet, Tromsø.

Vedlegg

Vedlegg 1:

Tabell: Topp og bunn 2014 CRS *Tabell: Topp og bunn 2015 CRS*

Banker	2014	Banker	2015
Flekkefjord Sparebank	1,000	Arendal og Omegns Sparekasse	1,0000
Lillesands Sparebank	1,000	Fornebu Sparebank	1,0000
Melhus Sparebank	1,000	Lillesands Sparebank	1,0000
Modum Sparebank	1,000	Lillestrøm Sparebank	1,0000
Skudenes & Aakra Sparebank	1,000	SpareBank 1 Ringerike Hadeland	1,0000
SpareBank 1 Ringerike Hadeland	1,000	SpareBank 1 SMN	1,0000
SpareBank 1 SR-Bank ASA	1,000	SpareBank 1 SR-Bank ASA	1,0000
SpareBank 1 Østfold Akershus	1,000	SpareBank 1 Østfold Akershus	1,0000
Sparebanken Hedmark	1,000	Spareskillingsbanken	1,0000
Sparebanken Sør*	1,000	Melhus Sparebank	0,9998
Spareskillingsbanken	1,000	SpareBank 1 BV	0,9985
Time Sparebank	1,000	Orkdal Sparebank	0,9974
Skue Sparebank	0,999	Skue Sparebank	0,9972
Trøgstad Sparebank	0,999	Flekkefjord Sparebank	0,9956
Aurskog Sparebank	0,999	Aurskog Sparebank	0,9948
Sparebanken Telemark	0,998	Sparebank 1 Hallingdal Valdres	0,9902
SpareBank 1 Nord-Norge	0,998	Sparebank 1 Modum	0,9871
Sparebank 1 Hallingdal Valdres	0,996	Sandnes Sparebank	0,9856
Birkenes Sparebank	0,793	Lofoten Sparebank	0,6714
Sparebanken Møre	0,779	Etne Sparebank	0,6666
Vang Sparebank	0,763	Vegårshei Sparebank	0,6590
Sparebanken Vest	0,735	Evje og Hornnes Sparebank	0,6498
Vestre Slidre Sparebank	0,728	Vang Sparebank	0,6453
Vegårshei Sparebank	0,701	Vik Sparebank	0,6444
Lofoten Sparebank	0,694	Soknedal Sparebank	0,6268
Etnedal Sparebank	0,681	Sparebanken Møre	0,6044
Neset Sparebank	0,653	Vestre Slidre Sparebank	0,5866
Gildeskål Sparebank	0,541	Sparebanken Vest	0,5732
Cultura Sparebank	0,519	Gildeskål Sparebank	0,3642
Utvalg:	98	Utvalg:	98
Antall effektive:	12	Antall effektive:	9
Andel effektive:	12,24 %	Andel effektive:	9,18 %

Vedlegg 2:

Tabell: Topp og bunn 2016 CRS **Tabell: Topp og bunn 2017 CRS**

Banker	2016	Banker	2017
Etnedal Sparebank	1,0000	Andebu Sparebank	1,0000
Flekkefjord Sparebank	1,0000	Bien Sparebank ASA	1,0000
Larvikbanken Brunlanes Sparebank	1,0000	SpareBank 1 Ringerike Hadeland	1,0000
SpareBank 1 BV	1,0000	SpareBank 1 SMN	1,0000
SpareBank 1 SMN	1,0000	SpareBank 1 Østlandet	1,0000
SpareBank 1 Østfold Akershus	1,0000	Sparebanken Telemark	1,0000
Sparebanken Hedmark	1,0000	Sparebanken Vest	1,0000
Sparebanken Sør	1,0000	Spareskillingsbanken	1,0000
Spareskillingsbanken	1,0000	Sunndal Sparebank	1,0000
Orkdal Sparebank	0,9984	Ørskog Sparebank	1,0000
Skudenes & Aakra Sparebank	0,9965	Flekkefjord Sparebank	1,0000
Jernbanepersonalets Sparebank	0,9949	SpareBank 1 Gudbrandsdal	0,9998
SpareBank 1 Ringerike Hadeland	0,9949	Indre Sogn Sparebank	0,9990
Melhus Sparebank	0,9915	Totens Sparebank	0,9985
Lillestrøm Sparebank	0,9912	Jæren Sparebank	0,9977
SpareBank 1 Gudbrandsdal	0,9908	Aurskog Sparebank	0,9949
Sparebank 1 Hallingdal Valdres	0,9881	Tolga-Os Sparebank	0,9939
Eidsberg Sparebank	0,9842	Skue Sparebank	0,9930
Aurland Sparebank	0,6581	Valle Sparebank	0,7545
Tysnes Sparebank	0,6573	Lofoten Sparebank	0,7484
Vik Sparebank	0,6457	Birkenes Sparebank	0,7413
Valle Sparebank	0,6447	Soknedal Sparebank	0,7370
Birkenes Sparebank	0,6294	Sparebanken Sogn og Fjordane	0,7072
Cultura Sparebank	0,6080	Haltdalen Sparebank	0,7057
Lofoten Sparebank	0,6044	Vik Sparebank	0,6661
Soknedal Sparebank	0,6042	Aurland Sparebank	0,6615
Vestre Slidre Sparebank	0,5432	Cultura Sparebank	0,6077
Vang Sparebank	0,5332	Gildeskål Sparebank	0,4364
Vegårshei Sparebank	0,5079		
Gildeskål Sparebank	0,3687		
Utvalg:	99	Utvalg:	89
Antall effektive:	9	Antall effektive	11
Andel effektive:	9,09 %	Andel effektive	12,36 %

Vedlegg 3: Script R

Vedlegg Script R

```
# Kode for Masteroppgave
```

```
# DEA-Effektivitet
```

```
x2014=as.matrix(FerdigData2014[,c(2,3,4)])
```

```
y2014=as.matrix(FerdigData2014[,c(5,6,7)])
```

```
x14=as.matrix(FerdigData2014[,c(2,3,4)],ncol=5)
```

```
y14=as.matrix(FerdigData2014[,c(5,6,7)])
```

```
dea(x14,y14, RTS="vrs", ORIENTATION="in")
```

```
e_vrs14 <- dea(x14,y14, RTS="vrs", ORIENTATION="in")
```

```
eff(e_vrs14)
```

```
summary(e_vrs14)
```

```
e_crs14 <- dea(x14,y14, RTS="crs", ORIENTATION="in")
```

```
e_crs14
```

```
eff(e_crs14)
```

```
summary(e_crs14)
```

```
#SD av crs og vrs
```

```
sd(eff(e_vrs14))
```

```
sd(eff(e_crs14))
```

```
sd(se14)
```

```
describe(FerdigData2014)
```

```
#Skala Effektivitet
```

```
tevrs14 <- eff(e_vrs14)
```

```
tecrs14 <- eff(e_crs14)
```

```
se14 <- eff(e_crs14)/eff(e_vrs14)
```

```
se14
```

```
summary(se14)
```

```
effres14<-(cbind(tecrs14,tevrs14,se14))
```

```
summary(effres14)
```

```
print(effres14)
```

```

View(effres14)

#Salterdiagram for DEA
barplot(height=tecrs14[order(tecrs14)],width=y14,space = 0,main="2014 CRS", xlab="Relative production", ylab = "Relative performance")

abline(a=1, b=0, lty="dashed",col="red",lwd=2)

#Supereffektivitet
sdea(x14,y14,RTS="vrs",ORIENTATION="out")
sdea(x14,y14,RTS="crs",ORIENTATION="out")
sdea(x14,y14,RTS="vrs",ORIENTATION="in")
sdea(x14,y14,RTS="crs",ORIENTATION="in")

#Bootstrapping
#VRS
nrep <- 2000
b2014 <- dea.boot(x2014,y2014,NREP=nrep)

Bootstrap2014 <-
print(cbind("eff"=b2014$eff,"eff.bc"=b2014$eff.bc,"bias"=b2014$bias,"var"=b2014$var,"conf"=b2014$conf.int),digits=4)

Bootstrap2014
View(Bootstrap2014)
summary(Bootstrap2014)

#CRS
nrep <- 2000
b2014C <- dea.boot(x2014,y2014,NREP=nrep,RTS="crs")

Bootstrap2014C <-
print(cbind("eff"=b2014C$eff,"eff.bc"=b2014C$eff.bc,"bias"=b2014C$bias,"var"=b2014C$var,"conf"=b2014C$conf.int),digits=4)

Bootstrap2014C
View(Bootstrap2014C)
summary(Bootstrap2014C)

#M
MData2014 <- Data2014[-c(6, 14, 24, 49, 47, 86, 70, 77),]
MData2015 <- Data2015[-c(6, 23, 48, 69, 76),]

x1=as.matrix(MData2014[,c(2,3,4)])
y1=as.matrix(MData2014[,c(5,6,7)])

```

```

#2015
x2=as.matrix(MData2015[,c(2,3,4)])
y2=as.matrix(MData2015[,c(5,6,7)])

E11<-dea(x1,y1,RTS="crs",ORIENTATION="in")
E22<-dea(x2,y2,RTS="crs",ORIENTATION="in")
E21<-dea(x1,y1,RTS="crs",ORIENTATION="in", XREF=x2, YREF=y2)
E12<-dea(x2,y2,RTS="crs",ORIENTATION="in", XREF=x1, YREF=y1)

e11<-eff(E11)
e22<-eff(E22)
e12<-eff(E12)
e21<-eff(E21)
eff(E11)
M1415<-((e12/e11)*(e22/e21))^(1/2)
MC1415<-e22/e11
MF1415<-((e12/e22)*(e11/e21))^(1/2)
print(cbind(M1415,MC1415,MF1415))

FerdigMPI1415 <- resMPI1415[-c(70),]
Ferdigv2MPI1415 <- FerdigMPI1415[-c(78),]
Ferdigv2MPI1415
View(FerdigMPI1415)
summary(Ferdigv2MPI1415)

y_average1415<-(y1+y2)/2

barplot(height=Ferdigv2MPI1415[order(Ferdigv2MPI1415)],width=y_average1516,space = 0,main="MPI 2014-
2015",xlab="relative production", ylab="relative performance")

abline(a=1, b=0, lty="dashed",col="red",lwd=2)

```

