



Uit

NORGES
ARKTISKE
UNIVERSITET

Handelshøgskolen

Produktivitetsutvikling i norsk lakseoppdrett

En analyse av perioden 2006-2013 ved bruk av DEA, Malmquist og Bootstrapping

Mats Wikeland

Masteroppgave i økonomi og administrasjon – mai 2015



Forord

Denne masteroppgaven avslutter mitt fem år lange studieløp ved Universitetet i Tromsø. Jeg ser nå tilbake på noen flotte og lærerike år jeg ikke ville vært foruten. Engasjementet til oppgaven har kommet gjennom en genuin interesse for den norske oppdrettsnæringen og dens historie.

Oppgaven gjennomfører en analyse av effektiviteten og produktivitetsutviklingen i norsk lakseoppdrett i periode 2006-2013. For å løse problemstillingen har Data Envelopment Analysis og Malmquist produktivitetsindekser blitt brukt.

I forbindelse med innleveringen av denne oppgaven vil jeg takke min veileder, førsteamanuensis Helen Marita Sørensen Holst ved Handelshøgskolen, for konstruktive tilbakemeldinger, stor hjelpsomhet og god støtte gjennom hele prosessen.

Videre vil jeg rette en stor takk til venner og familie, som har støttet og engasjert meg gjennom hele studieløpet. En stor takk gis også til hele UB 344 for lystige stunder i en ellers krevende hverdag.

Sammendrag

Denne oppgaven analyserer effektiviteten og produktivitet utviklingen i norsk lakseoppdrett i perioden 2006-2013. Norge er verdensledende i produksjon av laks, og er en av landets største eksportartikler. Bransjen er preget av økende konkurranse fra andre land, og er i tillegg styrt av reguleringen. Produktiviteten i næringen har i lang tid steget, men viste en stagnering i utviklingen i perioden 2005-2008.

Datagrunnlaget for analysen er hentet fra Fiskeridirektoratets årlige lønnsomhetsundersøkelse for produksjon av laks og regnbueørret. Dette er en undersøkelse utført siden 1982, og oppdretterne rapporterer inn informasjon om produksjon, inntekter, kostnader og balanse.

Effektiviteten estimeres ved bruk av Data Envelopment Analysis, og produktivitet utviklingen ved Malmquist produktivitetsindekser. Banker-tester er brukt for testing av modeller, og bootstrapping for estimering av en teknisk mulig front og testing av statistisk signifikans. Modellen som brukes i analysen består av fôrforbruk, smoltkostnad, lønnskostnad, kapitalbinding og andre driftskostnader som inputs, og produksjon som output.

Resultatene fra analysen viser en gjennomsnittlig effektivitet mellom 79,8% og 88,7% ved konstant skalautbytte, og 86,5% og 92,7% ved variabelt skalautbytte. Laveste effektivitet ble målt i 2009. Det viser seg at minimumsscoren hvert år har steget gjennom analyseperioden, slik at bransjen blir jevnere. Ved bootstrapping synker den gjennomsnittlige effektiviteten. Den bias-korrigert bootstrapfronten ligger utenfor DEA-fronten, og har større avstand fra observasjonene. Oppdrettere må da strekke seg enda lengre for å nå den teknisk mulige fronten.

Malmquist produktivitetsindeks varierer fra år til år, men viser en tilbakegang på 20,8% i perioden 2006-2013. Den eventyrlige produktivitet utviklingen oppdrettsnæringen har hatt, er dermed snudd til en kraftig tilbakegang. Årsaken til tilbakegangen viser seg å ligge i en negativ teknologisk endring. Både resultatene fra teknologisk endring og produktivitetsindeksen er signifikante. Næringen har dermed nådd en moden alder, hvor nye innovative løsninger kreves for videre utvikling.

Beregningene i oppgaven er utført med programpakken R (versjon 2.15.3 og 3.1.3) med tilleggspakkene "Benchmarking" og "FEAR", og Microsoft Office Excel 2013.

Nøkkelord: Data Envelopment Analysis, Malmquist, bootstrapping, lakseoppdrett, effektivitet, produktivitetsutvikling

Innholdsfortegnelse

Forord	ii
Sammendrag	iii
1. Innledning	1
1.1 Bakgrunn for oppgaven	1
1.2 Problemstilling	2
1.3 Avgrensninger av oppgaven.....	3
1.4 Oppgavens struktur	4
2. Presentasjon av bransjen	5
2.1 Regulering	6
2.2 Produksjonsprosessen.....	7
2.2.1 Sykdommer og rømming.....	8
2.3 Lønnsomhet og kostnader	10
2.4 Markedet og konkurranse	12
3. Litteraturgjennomgang	16
3.1 Studier på effektivitet og produktivitet i oppdrett av laks	16
4. Teori og metode	19
4.1 Effektivitet og produktivitet	19
4.2 Distansefunksjoner	20
4.3 Data Envelopment Analysis.....	23
4.3.1 CCR-modellen.....	24
4.3.2 BCC-modellen.....	26
4.3.3 Skalaeffektivitet	27
4.3.4 Supereffektivitet.....	29
4.4 Malmquist produktivitetsindeks.....	31
4.4.1 Effektivitetsendring og teknologisk endring.....	32
4.4.2 Malmquist med variabelt skalautbytte.....	33
4.5 Statistiske metoder	34
4.5.1 Testing av modeller	34
4.5.2 Bootstrapping	36
5. Datagrunnlag	41
5.1 Utvalg.....	41
5.2 Validitet og reliabilitet.....	42
5.3 Input.....	44
5.3.1 Fôrforbruk.....	44
5.3.2 Smoltkostnad	45
5.3.3 Lønnskostnader	45
5.3.4 Kapitalbinding	46
5.3.5 Andre driftskostnader	47
5.4 Output	47
5.5 Korrigering for prisendringer.....	48
5.6 Valg av modell	49
5.7 Outliers	50
5.8 Skalautbytte	52
6. Resultater	54
6.1 Resultater fra Data Envelopment Analysis.....	54
6.1.1 Total teknisk effektivitet	54
6.1.2 Ren teknisk effektivitet.....	55
6.1.3 Skalaeffektivitet	58

6.1.4 Resultater fra bootstrapping – DEA.....	58
6.2 Resultater fra Malmquist produktivitetsindeks.....	59
6.2.1 Malmquist produktivitetsindeks med antakelse om konstant skalautbytte	59
6.2.2 Malmquist produktivitetsindeks med antakelse om variabelt skalautbytte	61
6.2.3 Endring i skala	62
6.2.4 Resultater fra bootstrapping – MPI.....	63
7. Diskusjon og konklusjon	66
7.1 Diskusjon	66
7.2 Konklusjon	69
7.3 Videre forskning.....	70
Referanseliste	71
Vedlegg.....	75

Figuroversikt

Figur 1: Slaktet mengde laks.....	5
Figur 2: Størrelser på merder i 1980 og 2010	8
Figur 3: Antall rømte laks	9
Figur 4: Gjennomsnittlig driftsmargin og produksjonskostnad per kilogram	10
Figur 5: Gjennomsnittlig fortjeneste per kilo produsert fisk 2003-2013.....	11
Figur 6: Eksport av Norsk laks og ørret i milliarder NOK 2004-2013	13
Figur 7: Hovedmarkedene for norsk laks 2013	13
Figur 8: Mulige kystlinjer for oppdrett	14
Figur 9: Effektivitetsscore sortert fra minst til mest effektive oppdretter.....	17
Figur 10: Trender i teknisk effektivitet over tid	18
Figur 11: Inputorientert teknisk effektivitet	22
Figur 12: Skalaeffektivitet	28
Figur 13: Supereffektivitet.....	29
Figur 14: DEA-front og mulig sann front	36
Figur 15: DEA-front, bias-korrigert front og øvre konfidensintervall.....	39
Figur 16: Antall tillatelser og antall selskaper i perioden 2006-2013	42
Figur 17: Korrelasjon mellom produksjon og smoltkostnad	52
Figur 18: Skalautbytte.....	53
Figur 19: Prosentvis fordeling av effektivitet 2006.....	56
Figur 20: Prosentvis fordeling av effektivitet 2009.....	57
Figur 21: Prosentvis fordeling av effektivitet 2013.....	57
Figur 22: Malmquist produktivitetsindeks i perioden 2006-2013.....	60

Tabelloversikt

Tabell 1: Utvalg i perioden 2006-2013	41
Tabell 2: Gjennomsnittlig, maksimum og minimum fôrforbruk per kilo laks produsert	44
Tabell 3: Gjennomsnittlig, maksimum og minimum smoltkostnad per kilo laks produsert.....	45
Tabell 4: Gjennomsnittlig, maksimum og minimum lønnskostnad per kilo laks produsert.....	46
Tabell 5: Deskriptiv statistikk for produksjon	48
Tabell 6: Totalindeks og prosentvis endring fra 2006 i perioden 2006-2013	49
Tabell 7: Oversikt over modeller	49
Tabell 8: Resultat fra Banker-test, eksponentialfordelt.....	50
Tabell 9: Resultat fra Banker-test, halv-normalfordelt.....	50
Tabell 10: Utvalg for bruk i analyse	51
Tabell 11: Total teknisk effektivitet i perioden 2006-2013.....	54
Tabell 12: Antall effektive DMU ved konstant skalautbytte.....	55
Tabell 13: Ren teknisk effektivitet i perioden 2006-2013	55
Tabell 14: Antall effektive DMU ved variabelt skalautbytte	56
Tabell 15: Skalaeffektivitet i perioden 2006-2013	58
Tabell 16: Gjennomsnitt effektivitet ved VRS, bootstrapping og konfidensintervall.....	59
Tabell 17: Malmquist produktivitetsindeks, effektivitetsendring og teknologisk endring	60
Tabell 18: Endring i ren teknisk effektivitet og teknologi	61
Tabell 19: Endring i SCH, skalaeffektivitet og skalateknologi.....	62
Tabell 20: Malmquist produktivitetsindeks og konfidensintervall	63
Tabell 21: Effektivitetsendring og konfidensintervall.....	64
Tabell 22: Teknologisk endring og konfidensintervall	64

1. Innledning

1.1 Bakgrunn for oppgaven

Helt siden den norske lakseoppdrettsnæringen slo ut i full blomst rundt 1970, har vi vært verdensledende innen produksjon av laks og sto for 60% av verdens produksjon i 2013. Den lange kystlinjen fører til at Norge har gode forutsetninger for marint oppdrett, og laks er ingen unntak. Næringen er blitt en viktig del av landets eksport, som fører til stor verdiskapning og mange arbeidsplasser.

Ettersom mange av lakseoppdrettene er lokalisert i distriktene, har næringen vært viktig for å skape arbeidsplasser utenfor byene. Dette har ført til samhold i tettsteder, hvor man ellers måtte flyttet for å skaffe arbeid. Arbeidskraft i Norge likevel dyrt, som følger av et høyt kostnadsnivå. Produksjonen av laks har samtidig steget over lengre tid, noe som fører til lavere pris i markedet. Marginene i næringen har dermed sunket, og hver oppdretter må fokusere på å få mest mulig ut av sin ressursbruk.

Lakseoppdrett er statlig regulert, og drives etter konsesjoner. En oppdretter må dermed ha en eller flere konsesjoner for å drive sin virksomhet. Hver konsesjon er et mål på maksimal tillatt biomasse, som er 945 tonn i Troms og Finnmark og 780 tonn i resten av landet. Ved maksimal produksjon og effektivitet, og et ønske om å øke lønnsomheten, blir man da nødt til å kutte kostnader fremfor å produsere mer.

Konkurransen i oppdrett av laks har også økt med årene, med Chile og Skottland som de største konkurrentene. Små marginer, reguleringer og økt konkurranse gjør at bedriftene må ha stort fokus på produktivitet og effektivitet. Det er derfor svært aktuelt å måle hvor effektiv oppdrettsnæringen faktisk er.

Produktivitetsutviklingen i næringen har i lang tid steget, men i perioden 2005 til 2008 avtok denne veksten (Vassdal og Holst, 2011). Tidligere forskning viser også at langt fra alle som driver med oppdrett av laks er effektive (Asche et al. 2009; Asche og Roll, 2013).

1.2 Problemstilling

I denne oppgaven ønsker jeg å gjennomføre en effektivitets- og produktivitetsanalyse av den norske oppdrettsnæringen i perioden 2006-2013. Med bakgrunn i utfordringene som er presentert, vil jeg undersøke gjennomsnittlig effektivitet og produktivitetsutviklingen i denne åtte år lange perioden. Med dagsferske tall vil utviklingen i næringen de siste årene bli undersøkt, og man kan da konkludere med hvordan utviklingen har vært etter 2008.

Utgangspunktet for analysen vil være norske lakseoppdrettere. I løpet av perioden vil noen falle fra, mens andre kommer til. Datagrunnlaget for analysen er hentet fra Fiskeridirektoratet, og samtlige lønnsomhetsundersøkelser som er brukt ligger i referanselisten.

Problemstillingene som vil besvares i denne oppgaven er som følgende:

1. Hvor effektiv har norsk lakseoppdrett vært i perioden 2006-2013?

2. Hvordan har produktivitetsutviklingen i norsk lakseoppdrett vært i perioden 2006-2013?

Med disse problemstillingene vil jeg svare på om resultater fra tidligere forskning (Vassdal og Holst, 2011; Asche et al. 2013a), der det ble konkludert med en stagnering i utviklingen, har fortsatt. Begge nevnte analyser kom frem til at bransjen har nådd en moden alder, hvor det er vanskelig å gjøre videre fremskritt. Økt konkurranse tvinger derimot frem innovative løsninger, som muligens kan bedre effektiviteten. Ved å gjennomføre en ny bransjeanalyse av oppdrettsnæringen på nyere data, får man svar på om dette har skjedd. Spesielt ineffektive bedrifter bør ha innhentet forspranget for å være konkurransedyktige.

Produktivitet kan defineres som forholdet mellom ressursbruk og produksjon. Høy produktivitet indikerer da en bedre utnyttelse av tilgjengelige ressurser kontra en lav produktivitet. Ved å sammenligne ulike enheters produktivitet, kan da effektivitet defineres som produktivitet i forhold til best mulig praksis. De med høyest produktivitet vil da være effektiv, mens de med en lavere produktivitet vil være ineffektive.

For å svare på problemstillingen brukes Data Envelopment Analysis (DEA), en velkjent metode for å måle effektivitet. Metoden danner en front der de effektive enhetene i et utvalg befinner seg, og fronten omhyller de ineffektive enhetene. Dette gjøres ved bruk av lineær programmering, og løses for hver enkelt enhet. De effektive enhetene på fronten får en score

på 1, og er 100% effektiv. De ineffektive får en lavere score som reflekterer hvor langt unna effektivitet de befinner seg.

For å måle produktivitetens utviklingen over tid vil Malmquist produktivitetsindekser bli benyttet. Metoden danner et geometrisk gjennomsnitt mellom to perioder, og man måler da produktivitetsendringen mellom periodene. Indeksen kan dekomponeres slik at årsakene til endringene kommer tydeligere frem. I denne studien blir effektivitetsendring, teknologisk endring, skalaeffektivitetsendring, endring i skalateknologi og endring i SCH målt.

En svakhet med DEA er at det er en deterministisk metode, som ikke tar hensyn til usikkerhet og støy i dataen slik statistiske metoder gjør. DEA måler også bare hva som er observert, og ikke hva som er teknisk mulig. I denne analysen blir derfor bootstrapping inkludert, også kalt stokastisk DEA. Bootstrapping gir DEA mange av fordelene ved statistiske metoder, uten at den mister sine egne fordeler.

1.3 Avgrensninger av oppgaven

Med tid som knapp faktor, vil denne oppgaven bestå av noen avgrensninger. En av disse er at det kun er matfisknæringen som vil bli analysert. Hele produksjonsprosessen består av både settefisk- og matfisknæringen, der settefisk er produksjon av smolt som senere settes ut i merder. I dag driver flere av de store oppdrettselskapene egne settefiskanlegg, og slipper dermed å kjøpe dette eksternt. Ved å inkludere analyser av settefisknæringen, kunne et mer helhetlig bilde av effektiviteten i produksjonsprosessen blitt dannet. Markedsføring og salg er også deler av en oppdretters oppgaver, og er heller ikke inkludert i denne analysen.

I tillegg er datasettet fra Fiskeridirektoratet, som er grunnlaget for analysen i denne oppgaven, anonymisert. Det betyr at man ikke kan knytte lønnsomhetstallene opp mot bestemte bedrifter. Dette kunne vært nyttig, ettersom man da har mulighet til å undersøke om lokaliteten til anleggene har noe å si for effektiviteten. Norge har en langstrakt kyst, hvor ulike lokaliteter har variasjoner i temperatur, havstrømmer og lysforhold.

1.4 Oppgavens struktur

Denne oppgaven er inndelt i syv hovedkapittel. Kapitlet som nå er gjennomgått inneholdt en presentasjon av bakgrunnen for oppgaven, problemstilling som vil bli undersøkt og avgrensninger.

Kapittel 2 gir en presentasjon av bransjen, herunder bransjens historikk og pålagte reguleringer. Videre vil produksjonsprosessen for laks bli gjennomgått, og lønnsomheten i bransjen vil bli diskutert. Til slutt presenteres markedet og konkurransesituasjonen globalt.

Kapittel 3 går gjennom relevante studier. Her inkluderes både studier innenfor oppdrett av laks, i tillegg til studier som bruker tilsvarende metoder for løsning av problemstillingene.

Kapittel 4 gir en grundig gjennomgang av teorien og metoden som blir brukt i oppgaven. Her forklares Data Envelopment Analysis, Malmquist produktivitetsindeks og bootstrapping, som vil være fundamentene i løsningen av problemstillingene.

I kapittel 5 presenteres datasettet som er innhentet for oppgaven, og de ulike inputs og output vil bli forklart. I dette kapitlet foretas det også en analyse av eventuelle outliers som ikke vil bli en del av det endelige datasettet, samt ulike modellforutsetninger for videre analyse.

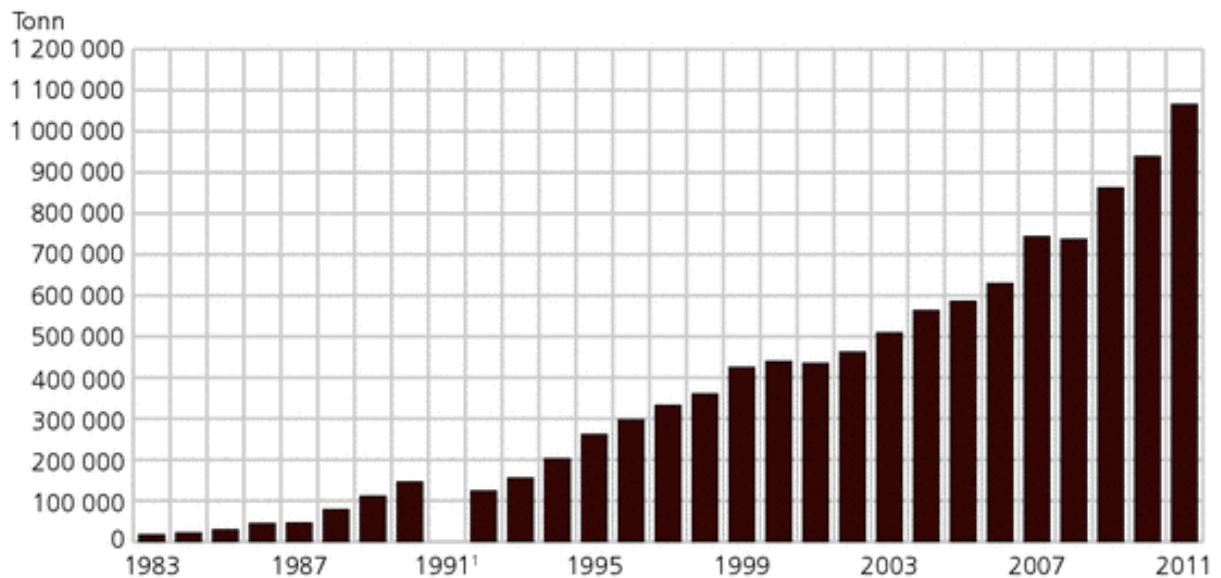
Resultatene av analysen og kommentarer til disse blir presentert i kapittel 6. Her inngår effektiviteten, produktivitetsutviklingen og resultatene fra bootstrapping i analyseperioden.

Kapittel 7 avslutter oppgaven med en diskusjon av resultatene samt en konklusjon angående problemstillingen.

2. Presentasjon av bransjen

Oppdrett av laks er en relativt ny næring i Norge, og har på kort tid vokst seg til en av de største eksportnæringene vi har her i landet. Det hele startet i 1969, da brødrene Grøntvedt satte ut 20 000 smolt på Hitra. Siden da har næringen opplevd en eventyrlig vekst, og i 2013 ble det produsert hele 1 165 954 tonn oppdrettslaks til en verdi av 37,5 milliarder kroner.

Helt siden bransjens begynnelse har produksjonen hatt en jevn stigning frem til i dag. Etter å ha steget mellom 50% og 64% i perioden 1970-1981, steg den videre i gjennomsnitt 30% hvert år frem til 1991. Da kom den første nedgangen med 0,5%, etterfulgt av en nedgang på 7,6% i 1992. Dette på grunn av en periode med overproduksjon og lavere priser, noe som førte til flere konkurser. I 1993 tok produksjonen seg opp igjen, og sett bort fra små tilbakeganger i årene 2001 og 2008, har produksjonen steget frem til 2013. Norsk laksenæring kom seg også greit gjennom finanskrisen rent produksjonsmessig, da sykdomsutbrudd i Chile førte til at det ble mangel på laks i markedet og dermed høyere etterspørsel etter norsk laks.



Figur 1: Slaktet mengde laks

Tall fra 1991 er så usikkert at det ikke er publisert

Kilde: Statistisk sentralbyrå [1]

2.1 Regulering

Selve produksjon av laks er statlig regulert og styres etter eget lovverk. Oppdretterne søker om og blir tildelt konsesjoner som gir tillatelse til drift. Siden 2005 har Akvakulturloven (Lov om akvakultur) vært gjeldende lovverk, og hver konsesjon vært et mål på maksimal tillatt biomasse (MTB). Loven sitt formål er å fremme lønnsomhet og konkurransekraft innenfor rammene av bærekraftig utvikling, og bidra til verdiskapning langs kysten. Den stiller også en rekke krav og forpliktelser for å drive med oppdrett. I dag er MTB 780 tonn per konsesjon, bortsett fra Troms og Finnmark der hver konsesjon er 945 tonn. Dette på grunn av kaldere sjøvann og dermed lavere tilvekst. En bedrift kan dermed ikke produsere mer laks enn det antall konsesjoner og MTB tilsier.

Et av formålene til MTB er å redusere potensielle konflikter med andre brukere, inkludert fiskere og andre som ferdes og oppholder seg langs kysten. I tillegg skal MTB føre til at man tar hensyn til miljøet, og ikke driver overproduksjon.

Frem til 1991 fikk hvert selskap maksimalt én konsesjon. Da lovverket ble endret, og ett selskap kunne ha flere konsesjoner, forandret bedriftskulturen seg betraktelig. Fra en bransje bestående av mindre enkeltmannsforetak, er de største oppdrettsselskapene nå store aktører på Oslo Børs, og i 2013 hadde hvert selskap i gjennomsnitt 7,6 konsesjoner. Selskaper kan også ha flere lokaliteter, både spredt utover den norske kysten og produksjon i utlandet. Norges største oppdrettsselskap, Marine Harvest, har virksomhet fra Agder i sør til Troms i nord, i tillegg til lokaliteter i 24 andre land. Konsesjonene en oppdretter får utsendt av norske myndigheter gjelder likevel bare i Norge.

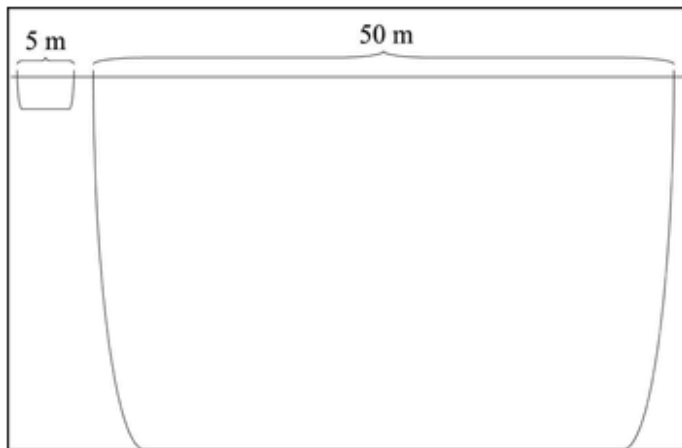
Regjeringen har også utviklet en strategi for en miljømessig bærekraftig havbruksnæring, hvor man ønsker at næringen utvikler seg videre innenfor gitte miljømessige rammer. Her ble det utarbeidet fem fokusområder med tilhørende målsetninger, som sikrer at oppdrett ikke drives med uakseptable miljøvirkninger. Fokusområdene og de ulike tiltakene fokuserer på genetisk påvirkning og rømming, forurensing og utslipp, sykdom, arealbruk og fôrressurser (Fiskeri- og kystdepartementet, 2009).

2.2 Produksjonsprosessen

Produksjonssyklusen til laks kan varieres fra 24 til 40 måneder, og laksen er innom flere ulike anlegg før man har et ferdig produkt. Tiden det tar fra egg til fullvoksen laks avhenger av lysforhold, temperatur og fôringsmengde, samt en rekke andre faktorer. Produksjonen starter med at man stryker stamfisk når den er gyteklar. Stamfisken er voksen laks med særlig ønskede genetiske egenskaper. Strykningen frigjør egg fra hunnlaksen og melke fra hanlaksen, og dette blandes sammen. Rogna legges deretter i klekkedasset, som etter 8-10 uker klekkes til yngel. I løpet av det første året har fisken vokst til 60-100 gram, og kalles da smolt.

Laks er en anadrom fiskeart, noe som betyr at befruktning, klekking og vekst frem til smolt skjer i ferskvann, mens videre vekst fra smolt til fullvoksen laks skjer i saltvann. Fisken foretar en tilpasningsprosess kalt smoltifisering før den kan tåle sjøvann, der den går gjennom fysiologiske og hormonelle forandringer. Frem til og med denne delen av prosessen, driver man med settefiskproduksjon. Oppdrettere har mulighet til å kjøpe smolt fra egne produsenter eller produsere selv. Smolten kan enten settes ut som 0-åring på høsten eller 1-åring på våren, og oppdrettsselskapene har da mulighet til å få en jevn produksjon med slakting gjennom hele året.

Smolten blir så transportert med brønnbåter ut i merder i sjøen, og matfiskproduksjonen kan starte. I merdene blir fisken føret ved hjelp av automatiske fôringsmaskiner og overvåket døgnet rundt. For å fremme fiskevelferd, er det regler om at volumet i merdene skal bestå av 97,5% vann, og 2,5% fisk, med maksimalt 200 000 fisk per merd. Dette gir fisken god plass til å bevege seg, og dermed sunne vekst- og levevilkår. Selve merdene har utviklet seg voldsomt gjennom næringens utvikling. Fra merder med en diameter på 5 meter og høyde på 4 meter i 1970, har dagens merder en diameter på 50 meter og en høyde på 45 meter (Asche et al. 2013b). Figur 2 viser den kolossale forskjellen i størrelsene på merdene fra begynnelsen til nå.



Figur 2: Størrelser på merder i 1980 og 2010

Merdene består av tre hovedkomponenter: flytekrage, not/innhengning og forankring. De to hovedtypene av merder er PE-baserte merder (polyetylen, et plastprodukt) og stålmerder, der PE-merder er den dominerende typen i Norge. Disse merdene består av to PE-rør som er festet i en sirkel, med en gangbro rundt og et gjerde på innsiden mot fisken. Stålmerder er ofte brukt andre steder i verden, der faren for angrep av sjøløver og andre rovdyr er større.

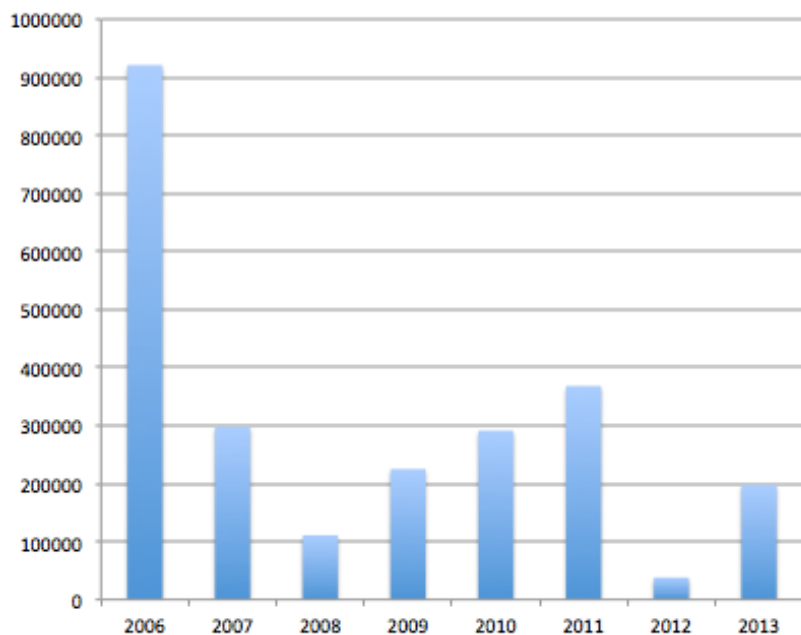
Avhengig av temperaturen i sjøen, som varierer i løpet av sesongen, føring og lysforhold, vokser laksen i merdene i løpet av 14-24 måneder til 4-5 kilo før den blir transportert tilbake til land.

I slakteriet blir laksen bedøvd før den avlives. Årsaken til dette er både fiskevelferd og kvalitet, da laksen blir bedre dersom den unngår stress, smerte og lidelse under slakting. Laksen blir så sløyd og sortert etter størrelse og kvalitet, og videreforedlet til ulike typer mat. Noe av laksen blir fryst, noe blir til filet, mens noe blir lagt på is og transportert som hel, fersk laks ut i markedet.

2.2.1 Sykdommer og rømming

Rømming er svært uønsket, da oppdrettslaks blander seg med villaks og kan påvirke denne negativt. Oppdrettene blir i tillegg påført store økonomiske tap. Ekstremvær, teknisk svikt, feil bruk av utstyr eller fartøy og propell som skader notene er de vanligste årsakene til rømming. I toppåret 2006, som var preget av mye ekstremvær, ble det rapportert inn 921 000

stykk rømte laks. Siden dette har rømmingen blitt redusert med hele 78% frem til 2013. Figur 3 viser oversikt over antall rømte laks i denne perioden.



Figur 3: Antall rømte laks

Selv om antall rømminger har vært stabil de siste årene, jobbes det fortsatt med å redusere dette. Havbruksnæringen har innført nullvisjon og en rekke tiltak som oppdretterne må forholde seg til for å oppnå dette. Blant disse er daglig tilsyn, fornying av utstyr, bedre rutiner, sikrere løsninger, strengere regler, kontroll og krav til sertifisering av anlegg. Målet er at man skal komme ned på et så lavt nivå av rømming at det ikke påvirker villaksen.

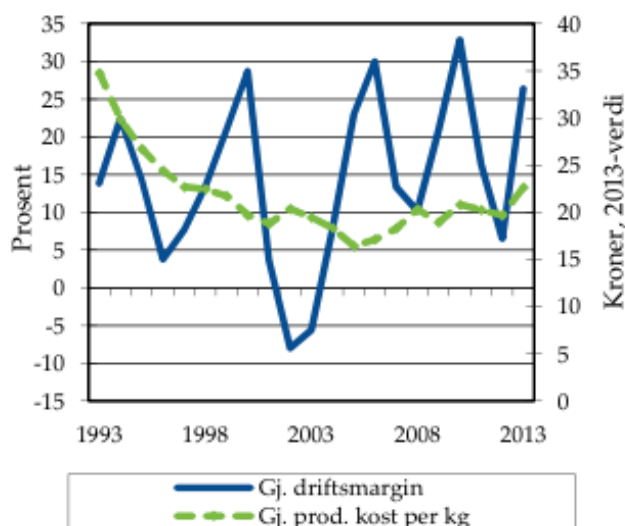
En annen utfordring oppdretterne står ovenfor er sykdommer hos laksen. Store utbrudd av sykdommer kan føre til at bestanden dør eller må avlives. Det er derfor stort fokus på å holde laksen frisk, da smittefaren blant laks i merder er høy. Smittet laks som rømmer vil også true bestanden av villaks. I oppdrettsnæringen er lakselus den største utfordringen, en parasitt som lever og formerer seg på laksen. Lusen påfører fisken sår, reduserer veksten og kan også være bærer av andre sykdommer. Et tiltak for å fjerne denne lusen er rensefisk, som lever side om side med laksen og spiser lusen. Andre tiltak er spyling av laksen, beskyttelseskjørt og laser. Det finnes også en rekke ulike virussykdommer og betennelser som kan ramme laksen, der pankreassykdom, hjerte- og skjelettmuskelbetennelse og infeksjøs pankreasnekrose står for de største tapene (Hjeltnes, 2014). Vaksiner og medisiner brukes for å unngå store

sykdomsutbrudd, og i dag er laksen vaksinert mot de fleste bakteriesykdommer og noen virussykdommer. Det foregår også mye forskning på videre vaksinerings av oppdrettslaks.

2.3 Lønnsomhet og kostnader

Fiskeridirektoratet samler inn tall fra oppdrettsnæringen, og i sin årlige lønnsomhetsundersøkelse presenteres priser, inntekter, kostnader og lønnsomheten i bransjen. Undersøkelsen har blitt utført siden 1982, og viser regnskapstall og produksjonstall for hvert enkelt oppdrettsselskap.

Lønnsomheten i perioden denne studien dekker har variert mye, men har likevel vært god. Samlet resultat før skatt har variert fra 1,2 milliarder i 2008 til 12 milliarder i toppåret 2013. Driftsmargin, som er driftsresultat dividert på driftsinntekter, gir en god indikasjon på lønnsomheten i næringen. Ved å anvende driftsmargin ser man hvor mye en oppdretter tjener per 100 kr solgt. Utviklingen i gjennomsnittlig driftsmargin i perioden 1993-2013 er vist i figur 4. Denne har variert voldsomt de siste 20 årene, og har også vært negativ i enkelte perioder. Næringen har da drevet med underskudd, og inntektene har ikke dekket kostnadene.



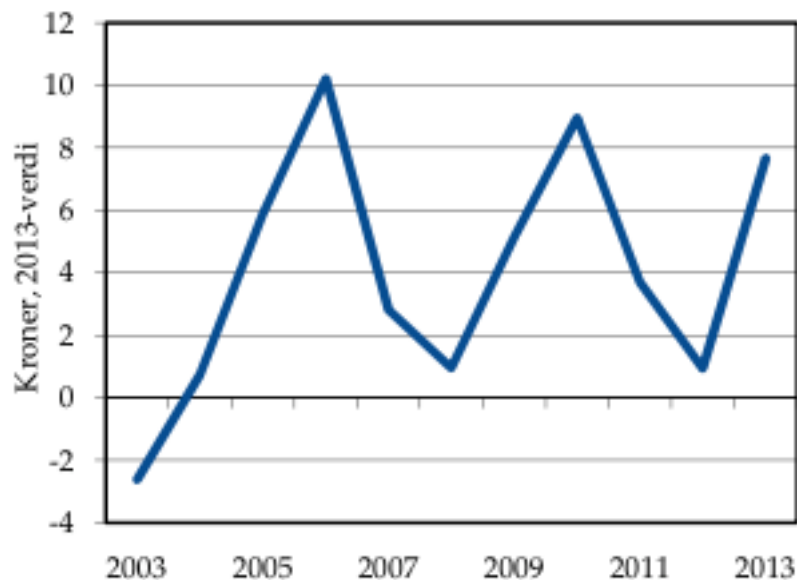
Figur 4: Gjennomsnittlig driftsmargin og produksjonskostnad per kilogram

Kilde: Fiskeridirektoratet (2014a)

I figur 4 er også gjennomsnittlig produksjonskostnader per kilo laks illustrert. Disse har de siste tiårene blitt kraftig redusert, men det er fortsatt noe endring fra år til år. Trenden viser at

kostnadene nådde sitt minimum i 2005, for så å stige. I analyseperioden varierer produksjonskostnaden fra 16,8 kroner i 2006 til 22,69 kroner i 2013. Kostnad til fôr er den desidert største posten, og står for om lag halvparten av de totale kostnadene. Blant andre kostandsposter finnes smoltkostnad, forsikring, lønn, avskrivninger og andre driftskostnader. En endring i variablene, for eksempel at mangel på fôr fører til økte priser på dette, gir store utslag på fortjenesten per kilo og dermed også den totale lønnsomheten.

Salgsprisen styres av etterspørselen i markedet og mengde laks produsert. I 2013, et år med gode markedsforhold og høy etterspørsel, var salgsprisen på 33,13 kroner per kilo, mens den året før var 22,93 kroner. Fortjenesten har derfor store variasjoner fra år til år, som vist i figur 5. Vi ser også at fortjenesten per kilo henger sammen men driftsmargin i figur 4.



Figur 5: Gjennomsnittlig fortjeneste per kilo produsert fisk 2003-2013

Kilde: Fiskeridirektoratet (2014a)

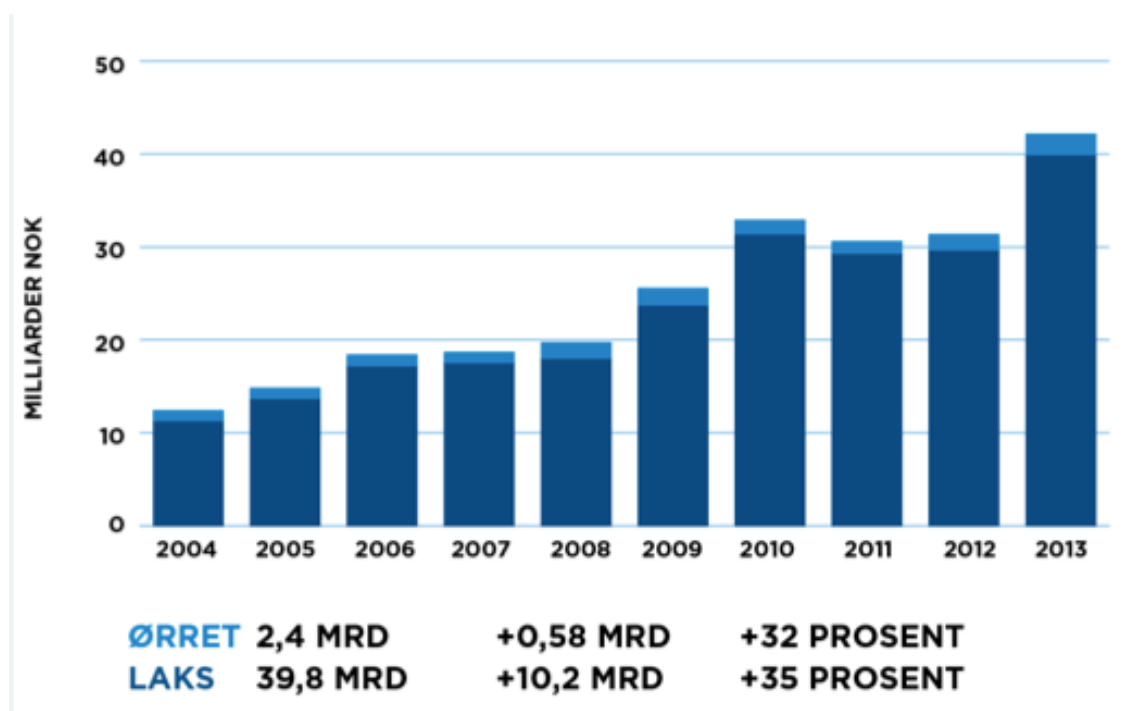
Siden fôrkostnaden er den største kostnadsposten, er det viktig for oppdretterne å bruke fôret riktig. Fôrfaktor indikerer hvor mye fisk oppdretteren produserer for det fôret som brukes, og viser dermed forholdet mellom fôrforbruk og produsert mengde fisk. Fôrfaktor påvirkes av tilvekst, fôringskontroll, fôrtype, tap og lokalitet. En lav fôrfaktor indikerer riktig bruk av fôr, og man produserer mer fisk for samme mengde fôr sammenlignet med en høyere faktor. Fiskeridirektoratet antyder at oppdrettsanleggene bør ha en fôrfaktor rundt 1. I 2013 var det 5 selskaper med fôrfaktor under dette, med et gjennomsnitt på 0,95. Likevel ligger

gjennomsnittlig fôrfaktor i perioden 2006-2013 for samtlige oppdrettere på 1,25, og varierer fra 1,19 i 2006 til 1,35 i 2010.

Fiskeridirektoratet måler produktivitet utviklingen i næringen ved å dividere antall kilo produsert på antall årsverk, noe som gir gjennomsnittlig produksjon per årsverk. I 2006 var dette 392 397 kilo, mens det i 2013 var 365 843. Produktivitet utviklingen målt etter denne metoden er dermed negativ. I 2012 derimot, var produksjon per årsverk 423 426 kilo, og nedgangen i 2013 skyldes i hovedsak en økning i antall årsverk. Historisk har arbeidskraftproduktiviteten steget kraftig, og en økning eller nedgang i antall årsverk gir store utslag på denne type produktivetsmåling. Dette kan settes i perspektiv ved å nevne at produksjon per årsverk var så lav som 30 254 kilo i 1985.

2.4 Markedet og konkurranse

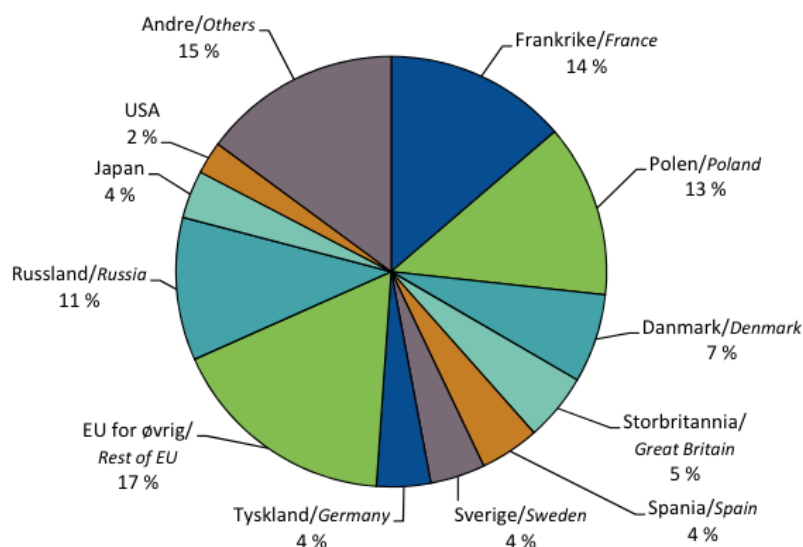
Norge er ledende i produksjon av laks, med om lag 60% av verdens produksjon. I 2013 ble det eksportert norsk laks for 39,8 millioner kroner, til om lag 100 ulike land. I figur 6 ser man at inntektene som følge av eksport nesten har firedoblet seg de siste 10 årene. Figur 1 viser at produksjonsvolumet er doblet i samme periode, og det er klart at en dobling i volum mens salgsinntektene økte med 4 ganger verdien fører til en enorm verdiskapning. I 2013 var den totale eksporten fra fiskenæringen på 60,2 milliarder kroner, og utgjorde 6,6% av norsk eksport.



Figur 6: Eksport av Norsk laks og ørret i milliarder NOK 2004-2013

Kilde: Laks er viktig for Norge (2014)

Blant de viktigste markedene finner vi Frankrike, Polen, Russland og resten av EU. Disse sto for totalt 55% av markedet for norsk lakseeksport i 2013.



Figur 7: Hovedmarkedene for norsk laks 2013

Kilde: Fiskeridirektoratet (2014b)

I 2014 valgte Russland å stenge sine grenser for import av norsk laks. Til tross for at Russland er ett av de største markedene, fortsatte derimot eksporten å øke grunnet økt etterspørsel fra andre land. Dette viser at laksenæringen ikke er avhengig av store enkeltmarkeder for å vokse.

Andre land som driver med lakseoppdrett, og som dermed er Norges konkurrenter, er Chile, Storbritannia, Færøyene og Canada, der Chile er den klart største produsenten. Ettersom lakseoppdrett foregår i havet og trenger spesielle forhold, setter dette begrensninger for hvor laksen kan produseres. Det stilles krav til vannkvalitet, biologi, temperatur og havstrømmer for optimale vekstvilkår. Figur 8 viser kystområdene som er egnet for oppdrett.



Figur 8: Mulige kystlinjer for oppdrett

Kilde: Marine Harvest (2014)

Som figuren viser er det svært få av verdens land som har forholdene som trengs for å produsere laks. I tillegg til å ha optimale forhold og en lang kystlinje, har Norge også flere fortrinn i forhold til sine konkurrenter. Nærheten til resten av Europa gir Norge gode muligheter for å levere fersk laks til et stort marked, ettersom Norge har en god infrastruktur til alle oppdrettsanlegg. Dette gir daglig tilgang på fersk laks, som kan transporteres hurtig ut i markedet. Norge har også en historie innen oppdrett av laks, som har ført til sterk innovasjon innen fôr, velferd, avl, vaksine, fôrings- og overvåkningssystemer. En sterk kobling mellom næring, leverandør og FoU-miljøer gir Norge et fortinn med stadig ny teknologi. Et siste

fortrinn er at Norge, til tross for reguleringer innenfor næringen, er et land med stabile politiske forhold og stabile rammebetingelser.

Det har vært spekulert i om såkalte lukkede merder kan true Norges ledende posisjon innen lakseoppdrett. En lukket merd har en fysisk barriere mellom fisken og omgivelsen, og den kan derfor plasseres både i vann og på land. Dermed er Norges konkurransefortrinn med en lang kystlinje borte, da lukkede merder kan plasseres overalt der det er plass. Bortsett fra lokalitet, er det også en fordel at man hindrer rømming og spredning av sykdommer. Ulempene er at vann må pumpes, vannstrømmer må kontrolleres og man er usikker på kostnadene ved en slik drift. Siden effekten av denne typen merd fortsatt ikke er skikkelig dokumentert, trues ikke Norge av denne type produksjon på kort til mellomlang sikt (Iversen et al. 2013; Fixdal, 2012).

3. Litteraturgjennomgang

Det er tidligere skrevet lignende masteroppgaver som denne, blant annet effektivitet- og produktivitetsanalyser på tidsintervallene 1996-2003 (Lagesen og Sørensen, 2006), 2001-2006 (Tollefsen, 2009) og 2001-2008 (Stikholmen, 2010). Felles for alle disse er at de bruker Data Envelopment Analysis (DEA) og Malmquist produktivitetsindeks (MPI) for å måle effektivitet og produktivitetsutvikling i laksenæringen. Det er også skrevet masteroppgaver innen effektivitetsanalyse med benchmarking av én bedrift (Hansen og Hansen, 2008), og analyse av kostnadseffektiviteten (Kjeldsen og Larsen, 2008). Disse brukte også DEA for å finne sine resultater.

Det som skiller denne oppgaven fra tidligere masteroppgaver om norsk lakseoppdrett er for det første at den bruker nyere data. Ved å måle utviklingen fra 2006 til 2013, får man dagsaktuelle tall i en næring der Norge er verdensledende. Man kan da trekke videre på det som er gjort tidligere, og se hvordan utviklingen i en så viktig bransje har vært. I tillegg inneholder ingen av de nevnte oppgavene noen form for statistisk analyse. Etersom dette inkluderes i denne oppgaven gjennom bootstrapping, vil oppgaven bli unik på området.

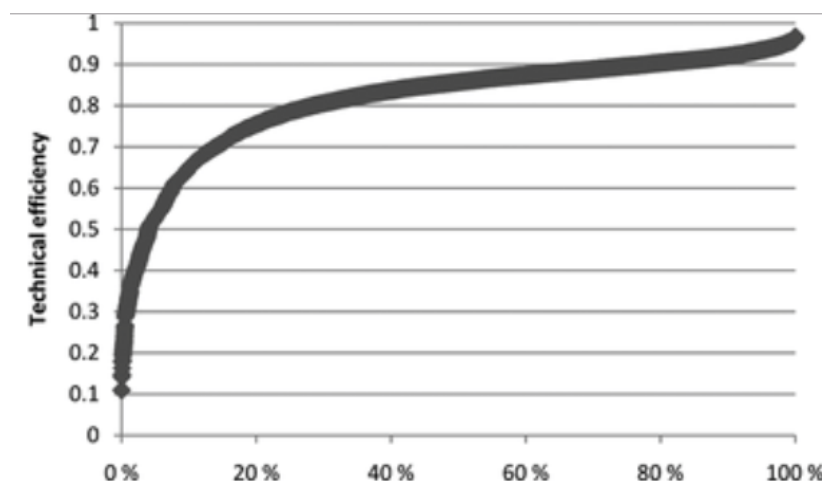
Selv om bootstrapping av DEA og MPI er relativt nytt, er det flere studier som har inkludert dette i sin forskning. Det er blant annet brukt på effektivitet- og produktivitetsanalyser av italienske og australske flyplasser (Barros og Dieke, 2008; Assaf, 2011), greske banker (Halkos og Tzeremes, 2013) og greske sykehus (Staat, 2006). Disse har alle brukt Simar og Wilson (1998b, 1999, 2000) sin fremgangsmåte for bootstrapping av sine resultater.

Bootstrapping har også vært brukt på DEA-studier av norske forhold, for eksempel måling av prestasjonene av de operative enhetene i norsk vegvesen (Odeck, 2006) og norske kornprodusenter (Odeck, 2009). Bootstrapping av DEA og MPI er dermed en velprøvd metode som gir pålitelige resultater. Odeck (2009) gikk så langt at han påsto at resultater fra DEA og MPI som ikke er testet for statistisk signifikans kan være direkte feil.

3.1 Studier på effektivitet og produktivitet i oppdrett av laks

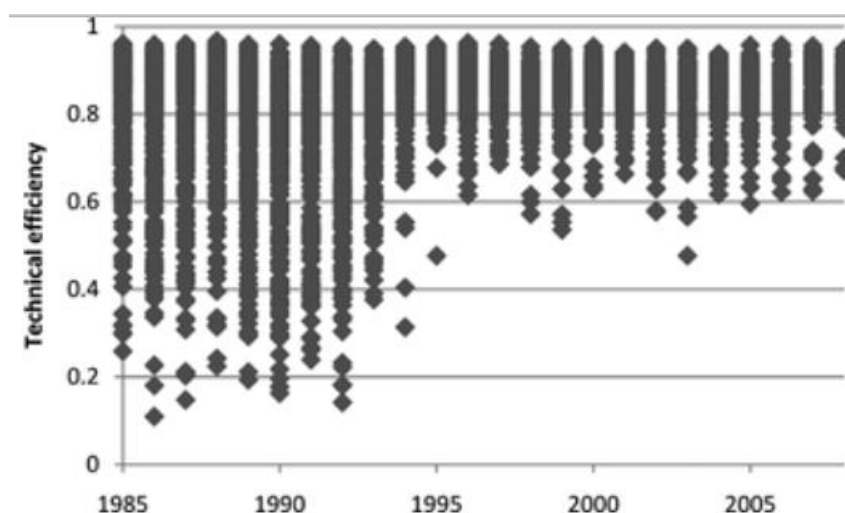
Blant studiene av laksenæringen er det flere som fokuserer på produktivitet og effektivitet. Nilsen (2010) så på learning-by-doing effekten ved bruk av en stokastisk front analyse.

Studien konkluderte med at bedrifter med en alder på 3-5 år var i gjennomsnitt mer effektive enn eldre bedrifter, grunnet tilgang til bedre teknologi. Tveteras og Battese (2006) fant ut at høyere konsentrasjon av anleggene hadde en negativ effekt på produksjon totalt sett. Asche et al. (2013b) derimot, mente at en økning i bedriftsstørrelse hadde flere fordeler. Asche et al. (2009) målte teknisk- og allokeringsineffektivitet av oppdrettsanleggene, og fant ut at gjennomsnittlig teknisk effektivitet var 90%. Asche og Roll (2013) fant lignende resultater i sin nylig publiserte studie, der de brukte en stokastisk front analyse for å måle effektiviteten i perioden 1985-2008. I motsetning til de fleste andre studier på lakseoppdrett, brukte Asche og Roll en outputorientert modell da en stokastisk front analyse er best egnet til dette. Den gjennomsnittlige tekniske effektiviteten var 81,5%, noe som tilsier at man kan øke output med 18,5% ved bruk av samme input. En grunn til den lave gjennomsnittlige effektiviteten var stor spredning i effektivitet blant bedrifter, som vi ser i figur 9.



Figur 9: Effektivitetsscore sortert fra minst til mest effektive oppdretter

Asche og Roll (2013) påpekte også at selv om effektiviteten varierer stort mellom ulike bedrifter, har den gjennomsnittlige effektiviteten økt mye de siste tiårene. Dette viste de også i figur 10, og illustrerer utviklingen godt.



Figur 10: Trender i teknisk effektivitet over tid

Det vil derfor bli spennende å se om denne utviklingen har fortsatt, samt hvor stor spredning det er i effektivitet mellom de ulike bedriftene.

Vassdal og Holst (2011) målte utviklingen i totalfaktorproduktivitet ved bruk av MPI i perioden 2001-2008. De konkluderte med at produktiviteten steg fra 2001-2005, for deretter å ha en tilbakegang i perioden 2005-2008. En mulig årsak til dette kan være at bransjen nådde et nivå der det var vanskelig å gjøre store fremskritt. Det var likevel flere bedrifter som hadde unødvendig slakk i forhold til de bedriftene som presterte best. Ved å ta igjen disse, å unngå slakk, vil det være rom for forbedring av den gjennomsnittlige effektiviteten i bransjen. En annen årsak til utflatingen kan være at gjennomsnittlig produksjonskostnad per kilo laks nådde sitt minimum i 2005, for så å stige frem til 2008. Asche et al. (2013a) fant lignende resultater i sin forskning, der de så på totalfaktorproduktivitet i perioden 1996-2008. I denne studien ble bootstrapping inkludert for å skape konfidensintervaller for produktivitetsindeksene. Gjennomsnittlig produktivitetsvekst ble målt til å være 1-2% hvert år, som er en kraftig tilbakegang i forhold til Vassdal og Rolands (1998) funn. Vassdal og Roland målte gjennomsnittlig produktivitetsvekst i perioden 1992-1995 til 15-20% hvert år. Resultatene sier derfor at laksenæringen har gått fra å være en næring med høy vekst og teknologiske fremskritt til en mer moden næring med lavere vekstrater.

4. Teori og metode

4.1 Effektivitet og produktivitet

Begrepene produktivitet og effektivitet har for mange samme betydning, og kan være vanskelig å skille. Ordlyden i definisjonene av begrepene varierer også, og det er derfor viktig å forklare hva de betyr, samt forskjellen og sammenhengen mellom dem.

Produktivitet kan defineres som et forholdstall som forteller oss hvor mye input som trengs for å produsere output. Et enkelt eksempel er antall arbeidstimer som input, og produksjon som output. Jo større output er i forhold til input, jo høyere er produktiviteten.

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

I praksis er det svært få prosesser i næringslivet som bruker én input for å produsere én output. Det vil derfor være behov for å summere flere inputs og flere outputs for å måle produktiviteten. En veid sum av alle inputs og outputs gir totalfaktorproduktivitet (TFP). For å måle denne kan man bruke pris- eller verdivektorer på de ulike variablene, her presentert som u_r og v_i , for output r og input i , hvor $r = (1, \dots, s)$ og $i = (1, \dots, m)$:

$$TFP = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_r}{\sum_{i=1}^m v_i x_i} = \frac{\text{Veid sum output}}{\text{Veid sum Input}} \quad (2)$$

Alene sier ikke produktiviteten oss så mye, men måler man flere år opp mot hverandre får man produktivitetens utviklingen over en periode. Man kan også sammenligne produktiviteten mellom bedrifter, og måle opp mot best mulig praksis. De enhetene som har den høyeste produktiviteten og dermed best mulig praksis, regnes som effektive. De øvrige kan da sammenligne seg med de effektive, og se hvor effektive de er relativt til de beste:

$$\text{Effektivitet} = \frac{\frac{y}{x}}{\frac{y^*}{x^*}} \quad (3)$$

Her er y/x den faktiske produktiviteten, mens y^*/x^* er best mulig praksis, altså den beste kombinasjonen av input og output. For å finne ut hvor effektiv man er, sammenlignes de faktiske verdiene av input og output mot det som anses som optimalt.

Koopmans (1951) definerte teknisk effektivitet som en tilstand der det ikke er mulig å redusere bruken av én input uten å øke en annen, eller øke produksjon av én output uten å redusere en annen. Man sløser dermed ikke med ressurser i produksjonsprosessen. Er man teknisk ineffektiv, er det mulig å produsere samme antall output med mindre bruk av minst én input eller bruke samme mengde input for å produsere mer av minst én output.

4.2 Distansefunksjoner

For å måle effektivitet introduserte Shephard og Malmquist uavhengig av hverandre i 1953 et verktøy kalt distansefunksjoner. Fordelen med dette verktøyet er at det kan behandle flere inputs og outputs ved beregningen uten å kreve en spesifisert funksjon, som for eksempel kostnadsminimering eller profittmaksimering. Distansefunksjoner viser optimal produksjonsteknologi ved hjelp av observerte input- og outputkombinasjoner. Det kan konstrueres input- og outputorienterte distansefunksjoner, alt etter formålet. Økt lønnsomhet til en bedrift baserer seg på å kutte kostnader og/eller øke inntekter. Ved inputorientering fokuserer man på å bruke minst mulig input ved konstant output, i praksis hvordan man kan produsere samme mengde samtidig som man reduserer sin ressursbruk og sine kostnader. Ved outputorientering vil man søke å produsere mest mulig output ved konstant input, altså øke sin produksjon og inntjening ved samme mengde ressurser. Siden oppdrettsnæringen drives av konsesjoner, og oppdretterne ikke kan produsere så mye som de kanskje ønsker, vil det i denne analysen bli brukt en inputorientert modell. En inputorientert distansefunksjon etter fremstillingen til Fried et al. (2008) vil dermed bli presentert. Outputorienterte modeller utledes tilsvarende. For utledning av outputorienterte modeller henvises det til Fried et al. (2008).

En produksjonsteknologi kan være representert ved teknologisetten T , hvor:

$$T = \{(y, x) : x \text{ kan produsere } y\} \quad (4)$$

der x er inputvektoren og y er outputvektoren. Teknologisetet kan også skrives som et inputsett $L(y)$ som består av inputvektoren x som kan produsere en gitt outputvektor y :

$$L(y) = \{x: (t, x) \in T\} \quad (5)$$

Gitt grunnleggende forutsetninger for produksjonsteknologi kan følgende egenskaper tildeles inputsettet:

- (i) $L(y)$ er lukket for alle y
- (ii) $L(y)$ er konveks for alle y
- (iii) Inputs er svakt utnyttbare hvis $x \in L(y)$ da for alle $\lambda \geq 1, \lambda x \in L(y)$
- (iv) Inputs er sterk utnyttbare hvis $x \in L(y)$ da for alle $x^* \geq x$, da er $x^* \in L(y)$

Input-distansfunksjon introdusert av Shephard (1953) beskriver produksjonsteknologien ved hjelp av proporsjonal skalering av inputvektoren ved gitt outputvektor. Denne kan defineres gitt inputsettet $L(y)$ som:

$$D_I(y, x) = \max \left\{ \lambda : \left(\frac{x}{\lambda} \right) \in L(y) \right\} \quad (6)$$

der $D_I(x, y)$ er inputorientert distansemål og λ er skaleringsfaktoren. Distansefunksjonen har følgende egenskaper:

- (i) Input-distansfunksjonen $D_I(y, x)$ er ikke nedgående i x og ikke økende i y
- (ii) Input-distansfunksjonen er homogen i x
- (iii) $D_I(x, y)$ er konkav i x og kvasi-konkav i y
- (iv) Hvis x tilhører inputsettet til y (som $x \in L(y)$) da er $D_I(x, y) \geq 1$
- (v) Distansen er lik enheten som ($D_I(x, y) = 1$) hvis x tilhører produksjonsfronten av inputsettet

Vi kan nå utlede Farrells (1957) inputorienterte måling av teknisk effektivitet TE_I :

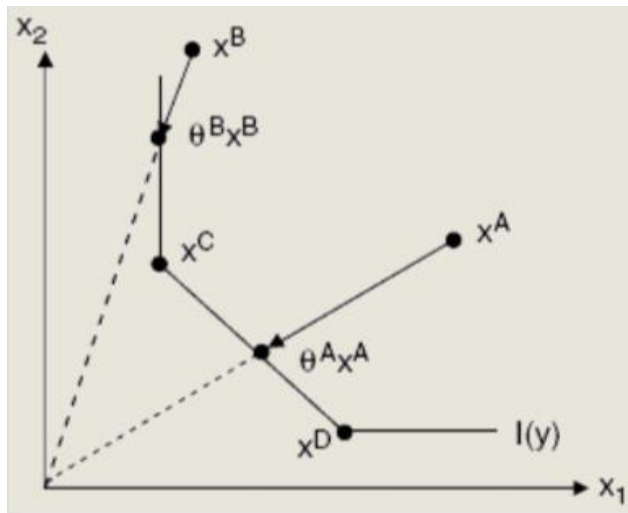
$$TE_I(x, y) = \min \{ \theta : \theta x \in L(y) \} \quad (7)$$

og vi ser fra ligning (6) at

$$TE_I(x, y) = \frac{1}{D_I(y, x)} \quad (8)$$

Farrell (1957) forklarer to ulike tilnærminger for å estimere produksjonsfronten. Den ene er en teoretisk spesifisering av fronten, med en funksjon av hva som er teoretisk mulig. Den andre er en empirisk funksjon basert på hva som faktisk er observert av beste praksis. Farrell (1957) argumenterer for at det er vanskelig å spesifisere en funksjon for komplekse produksjonsprosesser. Dette gir rom for menneskelige feil, og jo mer kompleks prosess, jo vanskeligere blir det å estimere funksjonen. Det er også bedre å måle sine prestasjoner opp mot best mulig observert, i motsetning til å kjempe mot et uoppnåelig mål. Det blir derfor anbefalt å bruke den empiriske tilnærmingen.

Farrell (1957) viste grafisk hvordan man kan bruke distansefunksjoner til å estimere teknisk effektivitet. I dette tilfellet er det to inputs (x_1, x_2) og en output (y):



Figur 11: Inputorientert teknisk effektivitet

Kilde: Fried et al. (2008)

Teknisk effektive bedrifter befinner seg på isokvanten $l(y)$, i dette tilfellet x^C og x^D . Mellom hver effektive bedrift går det en linje som er et vektet gjennomsnitt mellom effektive observasjoner. Området til høyre og over linjen er produksjonsmulighetsområdet til

inputsettet $L(y)$. Vi ser at x^A ikke er på fronten, og dermed teknisk ineffektiv. Denne ineffektiviteten kan måles opp mot et konveks punkt mellom x^C og x^D :

$$TE_I(y^A, x^A) = \frac{\theta x^A}{x^A} \leq 1 \quad (9)$$

En teknisk effektiv bedrift vil ha en effektivitetsscore $TE_I(y, x) = 1$, som også kan skrives 100% effektiv. Følgelig kan vi dra konklusjonen om at alle med $TE_I(x, y) < 1$ er teknisk ineffektiv.

4.3 Data Envelopment Analysis

Data Envelopment Analysis (DEA) bygger videre på teorien til Farrell (1957). DEA ble utviklet av Charnes, Cooper og Rhodes i 1978, og er en ikke-parametrisk, deterministisk metode basert på lineær programmering. At metoden er ikke-parametrisk betyr at den effektive fronten dannes ved å observere de effektive enhetene, og hver ineffektive enhet kan måle seg opp mot bestemte referansepunkter på den effektive fronten. Med deterministisk menes det at man antar at alle observasjoner er riktige, og det ikke er rom for feil. DEA danner dermed en front som er observert ut i fra et utvalg, og ikke den virkelige, ukjente fronten. Man finner da den relative effektiviteten, ettersom effektive enheter ikke nødvendigvis er effektivt i et annet utvalg. De mest effektive enhetene trenger heller ikke ha optimal utnyttelse av sine ressurser, men er best i sin gruppe. DEA er derfor et godt verktøy for benchmarking, der bedrifter kan sammenligne seg med hverandre. Enhetene kalles i DEA-litteratur for decision making units (DMU), der hver DMU er en enhet som kan ta egne beslutninger angående produksjon og bruk av innsatsfaktorer. For hver DMU dannes det rater for output/input-forholdet som gir grunnlag for effektivitetsrangering, og man finner da de effektive i en gruppe. Effektivitetsscoren til hver enkelt DMU befinner seg i intervallet 0 til 1, hvor 1 er de effektive.

Den viktigste forutsetningen ved bruk av DEA er homogenitet, det vil si at alle ulike DMU produserer relativt like produkter eller tjenester. I tillegg skal det drives innenfor sammenlignbare omgivelser og teknologiske ferdigheter, og brukes samme typer innsatsfaktorer i produksjonen. Det stilles også fem andre forutsetninger (aksiomer) ved bruk av DEA:

- I. Alle observerte input/output-kombinasjoner er gyldige. En samling (x, y) er gyldig så lenge x kan produsere y
- II. Produksjonsmulighetsområdet er konveks. Dersom vi har to gyldige input/outputkombinasjoner (x^A, y^A) og (x^B, y^B) , er det veide gjennomsnittet av disse (\bar{x}, \bar{y}) også gyldig
- III. Det er fri ”avhenging” av input, og sløsing er dermed tillatt. Dersom (x_0, y_0) er gyldig, så for enhver $x_1 \geq x_0$ er også (x_1, y_0) gyldig
- IV. Det er fri ”avhenging” av output, og sløsing av output er dermed tillatt. Dersom (x_0, y_0) er gyldig, så for enhver $y_1 \leq y_0$ er også (x_0, y_1) gyldig
- V. Under forutsetning om konstant skalautbytte er skalering gyldig. Dersom (x, y) er gyldig, så for enhver $k \geq 0$ er også (kx, ky) gyldig

Charnes et al. (1978) utviklet en modell som forutsetter konstant skalautbytte, som ofte blir kalt CCR-modellen etter sine forfattere. Modellen ble videreutviklet av Banker et al. (1984), som introduserte DEA med variabelt skalautbytte, kalt BCC-modellen. Begge modellene har to sammenhengende formler, ettersom hvert lineært programmeringsproblem har både en primal og en dual løsning. Den primale formen vil bli presentert som multiplikatormodellen og dualformen som omhyllingsmodellen. Effektivitetsberegningene vil være lik ved bruk av både primal- og dualformen, men modellen man bruker kan gi ulike tolkninger av resultatene.

4.3.1 CCR-modellen

CCR-modellen (Charnes et al. 1978) kan benytte seg av både input- og outputorientering, og belager seg på konstant skalautbytte (constant return to scale – CRS). Den inputorienterte modellen blir konstruert slik at den effektive fronten er basert på inputminimering, og effektiviteten til en DMU løses som et brøkprogrammeringsproblem. Denne kan omformuleres til et lineært programmeringsproblem, som er primalen og går under navnet multiplikatormodellen. Matematisk kan den skrives slik:

$$\text{Maksimer } E_0 = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0}$$

når:

(10)

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1$$

$$\left(\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \right) \leq 0 \quad (j = 1, \dots, n)$$

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

E_0 er effektivitetsscoren til DMU₀ som blir målt i dette tilfellet. r angir type output og i angir type input. x_{ij} viser hvor mye bedrift j bruker av input i , og y_{rj} viser hvor mye bedrift j produserer av output r . s og m viser antall ulike outputs og inputs. v_i og u_r er vekter for henholdsvis input og output, der begge må være større eller lik 0.

Det lineære programmeringsproblemet blir løst for alle ulike DMU, slik at alle enhetene i utvalget får en effektivitetsscore. Restriksjoner i modellen sier at den observerte DMU sin vektete bruk av innsatsfaktor i er normalisert til 1, og at summen av vektet produksjon i hver DMU ikke kan være større enn summen av vektet ressursbruk. Ettersom summen av vektet ressursbruk for den målte DMU er 1, vil effektivitetsscoren være mindre enn 1 dersom en annen DMU produserer mer ved samme ressursbruk.

E_0 er dermed et tall mellom 0 og 1, og maksimeres ved å finne de optimale verdiene på inputvekten v_i og outputvekten u_r , der v_i gjøres så liten som mulig og u_r så stor som mulig innenfor restriksjonene i modellen.

Som tidligere nevnt har hvert lineært programmeringsproblem en primal og en dual formulering. Dualen kalles omhyllingsmodellen og inneholder færre restriksjoner enn multiplikatormodellen. Den inputorienterte modellen kan formuleres slik:

Minimer w_0

når: (11)

$$x_{i0} * w_0 \geq \sum_{j=1}^n \lambda_j * x_{ij} \quad (i = 1, \dots, m)$$

$$y_{r0} \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j * y_{rj} \quad (r = 1, \dots, s)$$

$$\lambda_j \geq 0 \quad (j = 1, \dots, n)$$

Her er w_0 en faktor som skalerer $x_{i0} * w_0$ til et minimum. Denne faktoren er da et direkte mål på effektivitet. λ_j er kopieringsfaktor for DMU $_j$ som DMU $_0$ skal sammenligne seg med.

Målet til dualen er å redusere inputvektoren proporsjonalt til et punkt på fronten.

Ressursbruken skaleres da ned til et punkt med en effektiv DMU $_j$, eller en kombinasjon av flere effektive DMU $_j$.

Den første restriksjonen i modellen forteller oss at ressursbruken til DMU $_0$ er større eller lik ressursbruken til de effektive DMU $_j$. Omformulert kan ligningen skrives slik:

$$w_0 = \frac{\sum_{j=1}^n \lambda_j * x_{ij}}{x_{i0}} = \frac{\text{minimal bruk av innsatsfaktor } i}{\text{faktisk bruk av innsatsfaktor } i} \quad (12)$$

Dersom faktisk bruk av innsatsfaktorer er større enn minimal bruk, vil effektivitetsscoren følgelig bli $w_0 < 1$, mens en DMU $_0$ med en inputvektor som ikke kan skaleres ned, vil ha $w_0 = 1$ og være effektiv. For en ineffektiv DMU $_0$ vil det bli konstruert et referansesett av effektive DMU $_j$, der alle ulike DMU med $\lambda > 0$ er inkludert. I praksis er det få andre DMU $_j$ i referansesettet, og DMU $_0$ sammenligner seg derfor med et fåtall andre. Siden denne modellen danner dette referansesettet, samt krever færre restriksjoner, er denne foretrukket fremfor multiplikatormodellen. Den andre restriksjonen viser at DMU $_0$ ikke kan produsere mer enn andre effektive DMU $_j$, og befinner seg dermed i produksjonsmulighetsområdet.

Effektiviteten ved antakelse om konstant skalautbytte kalles totaleffektivitet, forkortet TE_{CRS}.

4.3.2 BCC-modellen

Banker et al. (1984) introduserte DEA med variabelt skalautbytte (variable return to scale - VRS), i motsetning til den tidligere modellen med CRS. Ved VRS endres produksjonsmulighetsområdet, slik at ulike DMU kan operere i ulik skala.

Omhyllingsmodellen med variabelt skalautbytte kan formuleres slik:

Minimer w_0

når: (13)

$$x_{i0} * w_0 \geq \sum_{j=1}^n \lambda_j * x_{ij} \quad (i = 1, \dots, m)$$

$$y_{r0} \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j * y_{rj} \quad (r = 1, \dots, s)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$$

$$\lambda_j \geq 0 \quad (j = 1, \dots, n)$$

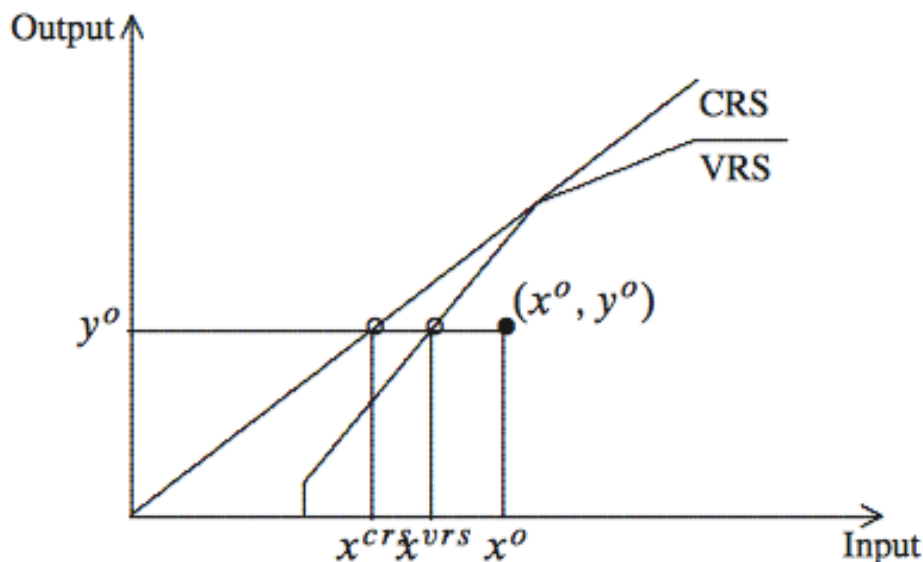
Vi ser at denne er identisk med CCR-omhyllingsmodellen, bortsett fra konveksitetsrestriksjonen $\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$. Restriksjonen betyr at summen av alle kopieringsfaktorene som en DMU sammenligner seg med skal være lik 1. En DMU vil dermed sammenligne seg med andre av tilsvarende størrelse, mens i CRS kan en DMU bli sammenlignet med en mye større eller mindre DMU. Effektivitetsfronten vil da legge seg nærmere observasjonene, og de enkelte DMU vil derfor få lik eller høyere effektivitetsscore ved bruk av VRS-modellen sammenlignet med CRS. Effektiviteten ved antakelse om variabelt skalautbytte kalles da teknisk effektivitet, eller TE_{VRS} .

4.3.3 Skalaeffektivitet

Ved å beregne både TE_{CRS} og TE_{VRS} , er det mulig å finne skalaeffektiviteten til en DMU. Skalaeffektivitet viser om en DMU produserer i riktig skala. En ulik effektivitetsscore ved beregning med antakelse om CRS og VRS, indikerer at en DMU er ineffektiv i forhold til skala. Denne beregnes slik:

$$Skalaeffektivitet(SE) = \frac{TE_{CRS}}{TE_{VRS}} = \frac{Totaleffektivitet}{Teknisk effektivitet} \quad (14)$$

TE_{VRS} måler ren teknisk effektivitet, mens TE_{CRS} måler både teknisk- og skalaeffektivitet. Totaleffektiviteten kan derfor dekomponeres i to andre effektivitetsmål (Bogetoft og Otto, 2011).



Figur 12: Skalaeffektivitet

Kilde: Borgetoft og Otto (2011)

I figur 12 er den rette linjen fra origo fronten ved bruk av CRS-modellen, mens den konkave linjen er VRS-fronten. Vi ser at VRS-fronten vil slynge seg nærmere rundt ulike DMU i produksjonsmulighetsområdet, og dermed gi kortere avstand til effektivitet. Avstanden mellom x^0 og x^{VRS} er teknisk ineffektivitet, og x^{VRS} er da effektiv ved antakelse om variabelt skalautebytte, men ikke under konstant skalautebytte. Skalaen i produksjonen må da endres for å bli totaleffektiv. Mellom x^{VRS} og x^{CRS} er skalaineffektivitet og x^0 og x^{CRS} total ineffektivitet. Punktet (x^{VRS}, y^0) er teknisk effektiv, men skalaineffektivt, (x^{CRS}, y^0) er effektiv på begge måter, mens (x^0, y^0) er både teknisk ineffektiv og skalaineffektiv.

En skalaeffektivitetsscore under 1, viser derimot ikke om det produseres i for høy eller lav skala. $\sum \lambda_j$ fra omhyllingsmodellen brukes da til å se på skalaegenskapene til en DMU, og hvorvidt en proporsjonal økning i input vil påvirke økningen i output.

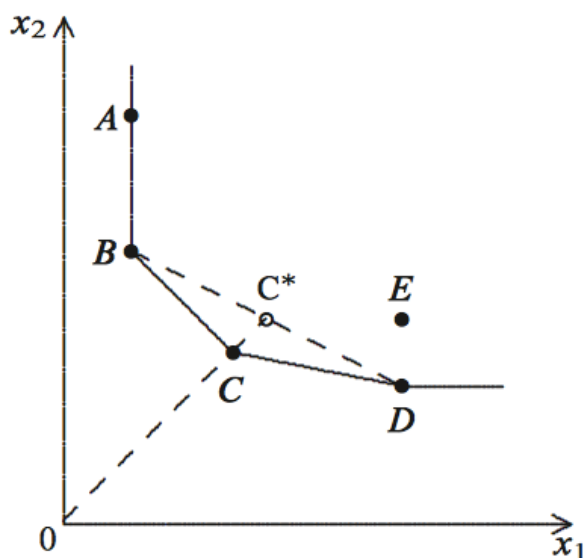
En DMU med $\sum \lambda_j = 1$, er av optimal skala, også kalt konstant skalautebytte (CRS). $\sum \lambda_j < 1$ indikerer økende skalautebytte (increasing return to scale - IRS), og en økning i input vil gi en enda større økning i output. Det bør da produseres i større skala. $\sum \lambda_j > 1$ gir synkende skalautebytte (decreasing return to scale - DRS), og en økning i input vil gi en mindre økning i output. Produksjonen bør derfor skaleres ned.

Ved å se på figur 12, ser man at alle DMU som befinner seg under skjæringspunktet mellom de to frontene, vil ha økende skalautbytte, da en økning i input gir en høyere økning i output. Dette viser helningen på VRS-fronten. Over skjæringspunktet vil det være synkende skalautbytte, og helningen på VRS-kurven er slakere. I skjæringspunktet vil det være konstant skalautbytte, som vi ser av CRS-fronten.

4.3.4 Supereffektivitet

Supereffektivitet baserer seg på at de effektive DMU med en effektivitetsscore på 1 også har et forbedringspotensial. Ettersom det er mulig at flere DMU får en score på 1, vil det ikke være noen mulighet å rangere disse. Andersen og Petersen (1993) løste dette ved å tillate at effektive DMU kunne få en score høyere enn 1. En DMU med en effektivitetsscore over 1 er da supereffektiv.

Supereffektivitet til DMU_C i figur 13 beregnes ved å gjøre en DEA-analyse hvor DMU_C er fjernet fra referansesettet.



Figur 13: Supereffektivitet

Kilde: Borgetoft og Otto (2011)

Ved inputorientering vil den vanlige effektivitetsscoren til DMU_C være 1. Dersom man fjerner denne fra referansesettet vil den nye fronten dannes i en rett linje mellom punkt B og D, illustrert med den stiplede linjen. De nye referansepunktene til C blir da B og D, som

betyr at bruk av inputs må øke for å nå det. Den nye effektivitetsscoren vil da være over 1, som tilsvarer supereffektivitet. Ved fjerning av punkt C vil derimot ikke de andre punktene endre sin effektivitet. Man kan kjøre analysen flere ganger med ulike DMU, og registrere om flere oppnår supereffektivitet. En DMU med score på 1,3 vil dermed være bedre enn en annen DMU med en score på 1,2. DEA-formuleringen av supereffektivitet er som følgende:

Minimer w_0

når: (15)

$$x_{i0} * w_0 \geq \sum_{j=1}^n \lambda_j * x_{ij} \quad (i = 1, \dots, m)$$

$$y_{r0} \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j * y_{rj} \quad (r = 1, \dots, s)$$

$$\lambda_j \geq 0 \quad j \neq 0$$

Den eneste forskjellen fra vanlig formulering av omhyllingsmodellen (11) er restriksjonen $j \neq 0$, som betyr at DMU_0 ikke kan ha seg selv som referansepunkt. DMU_0 kan derfor ha andre, mindre effektive enheter som referansepunkt. I den vanlige modellen vil den effektive DMU_0 ha seg selv som referansepunkt, og oppnå effektivitetsscoren 1.

Supereffektivitet er velegnet til å identifisere outliers, som er ekstreme observasjoner. Outliers kan være mye bedre enn resten av et referansesett, og dermed uegnet som referansepunkt. Det kan også mistenkes å være feilregistreringer.

Selv om denne analysen vil bruke supereffektivitet for å identifisere outliers, har metoden også noen svakheter (Adler et al. 2002). For det første kan det være vanskelig å kalle det en rangering av de supereffektive DMU, når hver DMU har ulike vektorer for inputs og outputs. For det andre kan noen spesialiserte DMU få en voldsomt høy effektivitetsscore ved beregning av supereffektivitet, ettersom den effektive fronten kan befinne seg langt fra den målte DMU. I tillegg kan det være problematisk å måle supereffektivitet til en DMU ved variabelt skalautbytte dersom den ligger i ytterkantene av fronten. Den målte DMU vil da ikke ligge mellom fronten og origo, når de ikke er en del av den effektive fronten som estimeres.

4.4 Malmquist produktivitetsindeks

Malmquist produktivitetsindeks (MPI) er basert på teori fra Malmquist (1953), og kan sammenligne utviklingen til en enhet over tid. Caves et al. (CCD) (1982) bygget videre på teorien til Malmquist, som i utgangspunktet foreslo indifferenskurver ved valg mellom to goder. CCD foreslo bruk av distansefunksjoner med input- eller outputorientering, og kan dermed håndtere flere inputs og outputs.

Produktivitetsindeks for output i perioden t og $t + 1$ er definert som følgende:

$$MPI_{CCD1}^O = \frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^t(x^t, y^t)} \quad (16)$$

$$MPI_{CCD2}^O = \frac{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^t, y^t)} \quad (17)$$

Produktivitetsindeks for input i perioden t og $t + 1$:

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

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

Her representerer t og $t + 1$ de ulike tidspunktene en DMU er observert. MPI_{CCD1} og MPI_{CCD2} estimerer produktivitetsindeksen på to ulike tidspunkt. Disse tidspunktene kan sammenlignes mot hverandre. Ved å sette et tidspunkt, t , kan man måle endringen i produktivitetsindeksen mot et annet tidspunkt, $t + 1$.

Produktivitetsindeksen mellom to perioder er et geometrisk gjennomsnitt av disse:

$$MPI = \sqrt{MPI_{CCD1} * MPI_{CCD2}} \quad (20)$$

Fullt utskrevet ved inputorientering blir dette:

$$MPI_{t,t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) = \left[\frac{D_I^t(x^t, y^t)}{D_I^t(x^{t+1}, y^{t+1})} * \frac{D_I^{t+1}(x^t, y^t)}{D_I^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (21)$$

Denne indeksen er en relativ indeks med likevekt i tallet 1. Ved et resultatet der $MPI = 1$ etter utregning betyr det at produktiviteten ikke har endret seg fra tidspunkt t til $t + 1$. Et resultat der $MPI > 1$ indikerer fremgang i produktiviteten, mens $MPI < 1$ indikerer en tilbakegang.

4.4.1 Effektivitetsendring og teknologisk endring

Färe et al. (1992) introduserte to bidrag til denne modellen. For det første presenterte de en numerisk løsning av produktivetsindeksen som et lineært programmeringsproblem ved hjelp av DEA. Dette problemet fikk navnet Adjacent Malmquist Productivity Index. For det andre dekomponerte de indeksen i to ulike endringer; effektivitetsendring og teknologisk endring.

$$MPI_{t,t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) = \frac{D_I^t(x^t, y^t)}{D_I^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} * \left[\frac{D_I^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_I^t(x^{t+1}, y^{t+1})} * \frac{D_I^{t+1}(x^t, y^t)}{D_I^t(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (22)$$

hvor

$$\frac{D_I^t(x^t, y^t)}{D_I^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} = \text{Effektivitetsendring} \quad (23)$$

$$\left[\frac{D_I^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_I^t(x^{t+1}, y^{t+1})} * \frac{D_I^{t+1}(x^t, y^t)}{D_I^t(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}} = \text{Teknologisk endring} \quad (24)$$

Effektivitetsendring viser om en DMU har hatt en relativ økning i sin produktivitet fra periode t til $t + 1$, og nærmet seg den effektive fronten. Det er også mulig å få en tilbakegang i produktiviteten, og på den måten flytte seg bort fra fronten. Teknologisk endring viser det geometriske gjennomsnittet av endringer i fronten. Dette kan ses på som en fremgang i teknologien fra periode t til $t + 1$. Ved en teknologisk endring som regnes ut til å være over 1, betyr det et positivt skift i fronten, mens en teknologisk endring under 1 betyr et negativt

skift. Dekomponeringen viser dermed om produktivitetsendringen til en DMU skyldes en selv, en endring i teknologien for hele bransjen eller begge deler.

4.4.2 Malmquist med variabelt skalautbytte

Malmquist produktivetsindeksen ble videreutviklet av Färe et al. (1994) som introduserte indeksen med variabelt skalautbytte. Ray og Desli (1997) introduserte en ny dekomponering, og kalte denne SCH. SCH er et produkt av endring i skalaeffektivitet og endring i skalateknologi. Inputorientert kan denne skrives slik:

$$M_0 = \text{Effektivitetsendring}_{VRS} * \text{Teknologisk endring}_{VRS} * SCH \quad (25)$$

der

$$\text{Effektivitetsendring}_{VRS} = \frac{D_{VRS}^t(x^t, y^t)}{D_{VRS}^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \quad (26)$$

$$\text{Teknologisk endring}_{VRS} = \left[\frac{D_{VRS}^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_{VRS}^t(x^{t+1}, y^{t+1})} * \frac{D_{VRS}^{t+1}(x^t, y^t)}{D_{VRS}^t(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (27)$$

$$SCH = \left[\frac{SE^t(x^t, y^t)}{SE^t(x^{t+1}, y^{t+1})} * \frac{SE^{t+1}(x^t, y^t)}{SE^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (28)$$

Fullstendig utskrevet med distansefunksjoner blir dette:

$$SCH = \left[\frac{\frac{d_{CRS}^t(x^t, y^t)}{d_{VRS}^t(x^t, y^t)}}{\frac{d_{CRS}^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{d_{VRS}^t(x^{t+1}, y^{t+1})}} * \frac{\frac{d_{CRS}^{t+1}(x^t, y^t)}{d_{VRS}^{t+1}(x^t, y^t)}}{\frac{d_{CRS}^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{d_{VRS}^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (29)$$

Mens den tidligere Malmquist produktivetsindeksen ble dekomponert til teknologisk- og effektivitetsendring, blir i tillegg SCH lagt til under denne. Dekomponeringene (26) og (27) tar også hensyn til at VRS-fronten benyttes, og vil dermed gi endring i ren teknisk effektivitet

og skift i VRS-fronten. Distansefunksjonene inkluderer antakelse om både konstant- og variabelt skalautbytte, og man får dermed inkludert endringene i skalaeffektivitet og skalateknologi. SCH kan dekomponeres i disse to endringene, og man får endring i skalaeffektivitet og skalateknologi hver for seg. Dette ble gjort av Simar og Wilson (1998a) og Wheelock og Wilson (1999). Utledet kan de skrives slik:

$$\text{Skalaeffektivitetsendring} = \frac{\frac{d_{CRS}^t(x^t, y^t)}{d_{VRS}^t(x^t, y^t)}}{\frac{d_{CRS}^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{d_{VRS}^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}} \quad (30)$$

$$\text{Endring i skalateknologi} = \left[\frac{\frac{d_{CRS}^{t+1}(x^t, y^t)}{d_{VRS}^{t+1}(x^t, y^t)}}{\frac{d_{CRS}^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{d_{VRS}^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}} * \frac{\frac{d_{CRS}^t(x^t, y^t)}{d_{VRS}^t(x^t, y^t)}}{\frac{d_{CRS}^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{d_{VRS}^t(x^{t+1}, y^{t+1})}} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (31)$$

4.5 Statistiske metoder

Ettersom DEA er en deterministisk metode, kan den ikke benytte seg av hypotesetester som økonometriske og statistiske metoder kan. Det tas heller ikke hensyn til støy og usikkerhet i modellen, slik at resultatene kan være unøyaktige. DEA baserer seg på hva som er observert, og er derfor et godt verktøy for evaluering ex post. Man vet derimot ikke hva som er teknisk mulig. Det har siden opprinnelsen av DEA blitt utviklet forskjellige metoder for å tilegne DEA statistiske egenskaper, og metodene som inkluderes i denne studien presenteres i dette kapitlet. Fremstillingen følger Bogetoft og Otto (2011).

4.5.1 Testing av modeller

Banker (1993) viste hvordan man kan utføre hypotesetesting og man kan dermed undersøke om modellene er optimale for analysen. Testene viser om det er signifikante forskjeller i resultatene ved ulike modeller. Dette gjøres ved å sammenligne effektiviteten til et datasett med ulike variabler opp mot et datasett hvor en eller flere variabler er fjernet. Dersom det er en signifikant forskjell mellom datasettene, brukes det mest detaljerte.

Anta at T_1 er et datasett med n_1 input, og T_2 et datasett med $n_2 > n_1$ input. Datasett T_2 har dermed flere input og flere restriksjoner enn datasett T_1 . Dette resulterer i et mindre datasett som vil gi samme eller bedre effektivitetsscore. Dersom effektivitetsscoren til $T_1 = E_1$ og $T_2 = E_2$, vil $E_1 \leq E_2 \leq 1$.

Distribusjonen av effektivitetsestimatene under datasettene T_1 og T_2 er definert som g_1 og g_2 for N antall DMU under de to ulike datasettene. Hypotesen vi da tester er:

$$H_0: g_1 = g_2 \text{ mot } H_A: g_1 \neq g_2$$

Dersom effektiviteten som beregnes ved bruk av T_1 er ulik fra effektiviteten som beregnes ved bruk av T_2 , er datasettene signifikant forskjellige og nullhypotesen forkastet. T_2 er da det foretrukne teknologisetet. Dersom effektivitetsberegningene er eksponentielt fordelt beregnes teststatistikken slik:

$$T_{EK} = \frac{\sum_{n=1}^N t(E_1^n)}{\sum_{n=1}^N t(E_2^n)} \quad (32)$$

hvor E_1^n og E_2^n er inputeffektivitet for DMU n basert på datasettene T_1 og T_2 . Teststatistikken under eksponentiell fordeling evalueres til den kritiske verdien til f-distribusjonen med $E(2N_1, 2N_2)$ grader av frihet.

Hvis vi antar halvnormalfordelte effektivitetsberegninger beregnes teststatistikken slik:

$$T_{HN} = \frac{\sum_{n=1}^N t(E_1^n)^2}{\sum_{n=1}^N t(E_2^n)^2} \quad (33)$$

som evalueres til den kritiske verdien av f-distribusjonen med $E(N_1, N_2)$ grader av frihet.

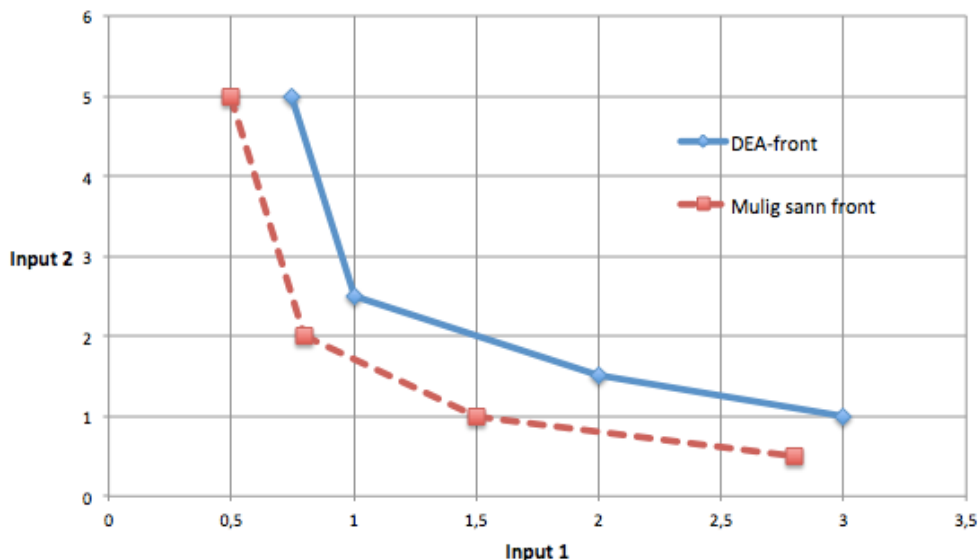
Dersom man ikke har noen antakelser om fordelingen til effektivitetsberegningene, kan man bruke den ikke-parametriske Kolmogorov-Smirnov teststatistikken:

$$T_{KS} = \max_{n=1, \dots, N} \{|G_1(E^n) - G_2(E^n)|\} \quad (34)$$

hvor G_1 og G_2 er den empiriske kumulative fordelingen av de to ulike modellene slik at T_{KS} er den største vertikale differansen mellom de kumulative fordelingene. En stor verdi på T_{KS} indikerer at fordelingene er forskjellige, og nullhypotesen forkastet.

4.5.2 Bootstrapping

Ved beregning av DEA, finner man som nevnt resultater basert de faktiske observasjonene, og hvem som er de effektive i referansesettet. Referansesettet kan være en handfull enheter blant et større utvalg, og det vil derfor være vanskelig å generalisere resultatene utover settet man observerer. Simar og Wilson (1998b, 2000) utviklet på bakgrunn av teori fra Efron (1979) en metode for å beregne en mulig sann front, kalt bootstrapping. Ved metoden kan man dermed ikke bare anslå den effektive fronten etter hva som er observert, men også hva som er teknisk mulig. Dette kalles ofte stokastisk DEA, da man får inn de stokastiske fordelene, og ikke bare den deterministiske delen av DEA. Ved bootstrapping trekker man ut et tilfeldig utvalg fra observasjonene, og repeterer dette, gjerne opp mot 2000 ganger. Det beregnes en ny front for hver trekning, og det dannes da en bias-korrigert front med tilhørende konfidensintervall.



Figur 14: DEA-front og mulig sann front

Figur 14 viser at den nye bias-korrigerede fronten legger seg på innsiden av den eksisterende DEA-fronten. Dette indikerer at det er mulig å produsere samme mengde output med mindre bruk av inputs.

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 korresponderende Farrell inputorienterte effektivitetsmålene være:

$$E^n = \min\{w \in \mathbb{R}_+ | (wx^n, y^n) \in T\} \quad (35)$$

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

$$\hat{T} = \left\{ (x, y) \mid x \geq \sum_{n=1}^N \lambda^n x^n, y \leq \sum_{n=1}^N \lambda^n y^n, \lambda^n \geq 0, \sum_{n=1}^N \lambda^n = 1 \right\} \quad (36)$$

Den estimerte effektivitetsscoren ved inputorientering er da:

$$\hat{E}^n = \min\{w \in \mathbb{R}_+ | (wx^n, y^n) \in \hat{T}\} \quad (n = 1, \dots, N) \quad (37)$$

hvor \hat{T} er den estimerte teknologisetet til T . Utvalget $\mathcal{X} = \{(x^1, y^1) \dots (x^n, y^n)\}$ antas å være en realisering av en identisk og uavhengig distribusjon av tilfeldige variabler (X, Y) med en sannsynlighetsfordeling \mathcal{P} med støtte i T . Man antar dermed at det ikke er knyttet noen usikkerhet til observasjonene i den forstand at $(x^n, y^n) \in T$ med en sannsynlighet lik 1.

Distribusjonen av estimatene \hat{E}^n og \hat{T} avhenger av distribusjonen av utvalget av observasjonene \mathcal{X} . Dette forholdet er kompleks, og utvalget \mathcal{X} er generert av sannsynlighetsfordelingen \mathcal{P} , som man ikke har noe kjennskap til. Ved å bruke bootstrapping, kan man estimere \mathcal{P}^* av sannsynlighetsfordelingen \mathcal{P} . Med den estimerte \mathcal{P}^* kan man generere et utvalg \mathcal{X}^* basert på fordelingen \mathcal{P}^* , for så å kalkulere et DEA-estimat T^* for teknologien.

Videre kan man da estimere effektiviteten som:

$$E^{k*} = \min\{w \in \mathbb{R}_+ | (wx^n, y^n) \in T^*\} \quad (38)$$

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

DEA-estimatet vil ha en forventningsskjevhet (biased) oppover. Hvis det ikke er noen feil i målingene, vil alle observasjonene 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. Hvis det er målefeil vil det ikke være noen direkte forbindelse mellom \hat{T} og T . For å korrigere for forventningsskjevhet kan man først estimere skjevheten og få et bias-korrigert estimat. Skjevheten kan estimeres som:

$$bias^n = EV(\hat{w}^n) - w^n \quad (39)$$

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} . Siden man ikke vet distribusjonen av w^n , kan man ikke beregne $EV(\hat{w}^n)$. Man kan da bruke bootstrapping for å estimere en kopi av w^n , kalt w^{nb} . Ved bootstrapping kan man da estimere skjevheten som:

$$bias^{n*} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B w^{nb} - \hat{w}^n = \tilde{w}^{n*} - \hat{w}^n \quad (40)$$

Et bias-korrigert estimat av w^n er da:

$$\tilde{w}^{n*} = \hat{w}^n - bias^{k*} = \hat{w}^n - \tilde{w}^{n*} + \hat{w}^n = 2\hat{w}^n - \tilde{w}^{n*} \quad (41)$$

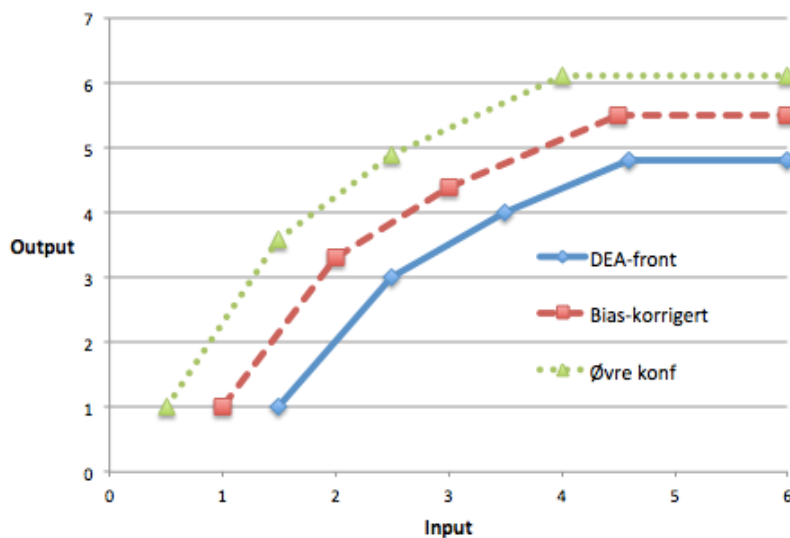
Man kan da fastsette presisjonen i estimatene basert på variansen til bootstrapestimaten:

$$\tilde{\sigma}^2 = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B (w^{nb} - \tilde{w}^{n*})^2 \quad (42)$$

Ved å ta kvadratroten av variansen finner man standardavviket:

$$\sqrt{\hat{\sigma}^2} = \hat{\sigma} \quad (43)$$

DEA-front, bias-korrigert front og konfidensintervall er illustrert i figur 15. Det øvre konfidensintervallet indikerer at tilfeldige utvalg i 95% av tilfellene vil være til høyre og under denne grafen.



Figur 15: DEA-front, bias-korrigert front og øvre konfidensintervall

Simar og Wilson (1999) utviklet også en metode for bootstrapping av Malmquist produktivitetsindeks. Metoden kan lett tilpasses, bortsett fra at man må ta hensyn til mulig tidsavhengighet i strukturen.

Målet er å generere et stort nok antall B for utvalget

$$\varphi^* = \{(x_{it}^*, y_{it}^*) | i = 1, \dots, N; t = 1, 2\} \quad (44)$$

og anvender de originale estimatene til disse utvalgene. For hver bootstrap $b = 1, \dots, B$, bruker man det lineære programmeringsproblemet for å måle distansen mellom hver observasjon i det originale utvalget φ til den estimerte fronten ved begge periodene φ^* . Dette kan gjøres ved å løse programmeringsproblemet:

$$(\widehat{D}_i^{t_1|t_2^*})^{-1} = \min\{\lambda | y_{it_1} \leq Y^{t_2^*} q_i \geq X^{t_2^*} q_i, q_i \in \mathbb{R}_+^N\} \quad (45)$$

hvor $Y^{t^*} = [y_{1t}^* \dots y_{Nt}^*]$ og $X^{t^*} = [x_{1t}^* \dots x_{Nt}^*]$. For to perioder, t_1 og t_2 , blir bootstrapestimatet:

$$\{\widehat{D}_i^{t_1|t_1^*}(b), \widehat{D}_i^{t_2|t_2^*}(b), \widehat{D}_i^{t_1|t_2^*}(b), \widehat{D}_i^{t_2|t_1^*}(b)\}_{b=1}^B \quad (46)$$

for hver DMU $i = 1, \dots, N$. Disse observasjonene kan brukes til å konstruere bootstrapestimatene $\widehat{M}_i^*(t_1, t_2)(b)$, $\widehat{E}_i^*(t_1, t_2)(b)$ og $\widehat{P}_i^*(t_1, t_2)(b)$ som kan erstatte de virkelige verdiene.

Når man har estimert bootstrapverdiene kan man korrigere for bias i den opprinnelige modellen. Dersom man antar et sett med bootstrapestimater for Malmquist indeksen for en enhet i : $\{\widehat{M}_i^*(t_1, t_2)(b)\}_{b=1}^B$, kan effektivitetsendring og teknologisk endring bli analysert ved å endre M til E eller P i ligningen under. Bias-korrigert bootstrapestimat for den originale estimatoren $\widehat{M}_i^*(t_1, t_2)$ blir da:

$$\widehat{bias}_B[\widehat{M}_i(t_1, t_2)] = B^{-1} \sum_{b=1}^B \widehat{M}_i^*(t_1, t_2)(b) - \widehat{M}_i(t_1, t_2) \quad (47)$$

som er den empiriske bootstrapanalogen av $E[\widehat{M}_i^*(t_1, t_2)(b)] - M_i(t_1, t_2)$. Et bias-korrigert estimat av $M_i(t_1, t_2)$ kan da regnes som:

$$\widehat{M}_i(t_1, t_2) = \widehat{M}_i(t_1, t_2) - \widehat{bias}_B[\widehat{M}_i(t_1, t_2)] = 2\widehat{M}_i(t_1, t_2) - B^{-1} \sum_{b=1}^B \widehat{M}_i^*(t_1, t_2)(b) \quad (48)$$

5. Datagrunnlag

Datagrunnlaget for analysen er hentet fra Fiskeridirektoratets årlige lønnsomhetsundersøkelse for produksjon av laks og regnbueørret. Dette karakteriseres i samfunnsvitenskapelig sammenheng som sekundærdata. Undersøkelsen har blitt utført siden 1982, og Akvakulturloven gir hjemmel for innhenting av nødvendige grunnlagsdata. Hver oppdretter må melde inn informasjon om produksjon, inntekter, kostnader og balanse.

5.1 Utvalg

Selv om alle oppdretterne i utgangspunktet skal være med, har enkelte bestemmelser gjort at noen er utelatt. Dersom et selskap har fellesregnskap for oppdrett og annen næring, er selskapet bare med i undersøkelsen om den prosentvise andel av annen inntekt er mindre enn 10%, og 30% ved oppdrettsrelatert inntekt. Et selskap som både driver med settefisk- og matfiskproduksjon, er bare med i undersøkelsen dersom de kan separere regnskapene på henholdsvis settefisk- og matfiskdelen. Det kan også være feil i skjema og regnskap fra et selskap, eller at det er mottatt for sent. Utvalget som er grunnlaget i studien er presentert i tabell 1.

Tabell 1: Utvalg i perioden 2006-2013

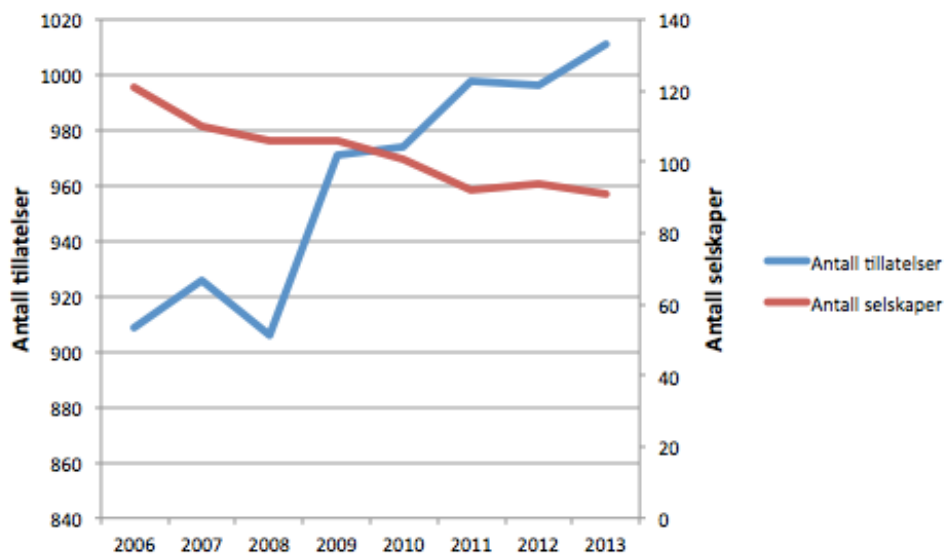
År	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Antall tillatelser i drift	909	929	906	971	974	998	996	1011
Antall tillatelser i utvalg	621	602	619	660	670	657	634	688
Repräsentiv %-vis	68,3	64,8	68,3	68	68,8	65,8	63,7	68,1
Antall selskaper	121	110	106	106	101	92	94	91
Gj. tillatelser per selskap	5,1	5,5	5,8	6,2	6,6	7,1	6,7	7,6

Utvalget ligger mellom 63,7% og 68,8% av totalt antall tillatelser. Ved videre analyse av datasettet vil det være behov for å rense dataen ytterligere. Dette for at ekstremverdier, såkalte outliers, ikke skal påvirke resultatet.

Datasettet er anonymisert, og hver bedrift er representert med en ID i datasettet. Det vil derfor ikke være mulig å knytte tall opp mot en kjent bedrift, og dermed ikke vite hvor de ulike bedriftene er lokalisert. Dette kan være en svakhet med datasettet, da eksterne faktorer som vannkvalitet, lysforhold og temperatur kan ha innvirkning på effektiviteten.

Det vil derimot være mulig å følge en bedrift gjennom hele tidsperioden, da den beholder samme ID i datasettet over årene. Det er derfor mulig å måle produktivitetsutviklingen for en bestemt bedrift, samt hele bransjen.

Figur 16 viser at antall selskaper har sunket med årene, samtidig som antall tillatelser har gått opp.



Figur 16: Antall tillatelser og antall selskaper i perioden 2006-2013

Dette beviser at næringen er preget av fusjoner og oppkjøp. Datasettet består derfor av små selskaper med bare én konsesjon, samt store selskaper med flere.

5.2 Validitet og reliabilitet

For å sikre gode og troverdige empiriske resultater fra en DEA-analyse, kan begrepene validitet og reliabilitet trekkes inn. I motsetning til statistiske analyser tar ikke DEA, som er en deterministisk metode, hensyn til tilfeldigheter og støy i sine beregninger. DEA belager seg dermed på at observasjonene er riktige. Dette er et problem som blir forsøkt behandlet ved bootstrapping, men det stilles fortsatt krav til kvaliteten på datamaterialet som brukes.

Validitet går ut på gyldigheten til en undersøkelse, og at man faktisk måler det en ønsker å måle. Dette krever gode, relevante data som representerer virkeligheten. Validitet kan deles inn i begrepsvaliditet, intern validitet og ekstern validitet (Johannesen et al. 2011).

Begrepsvaliditet sier noe om det er samsvar mellom dataene som brukes i undersøkelsen og problemstillingen man stiller seg. Et mål som er begrepsvalid dekker et bredt spekter av ressursbruken, og vil derfor gi et helhetlig bilde av produksjonen. Innsatsfaktorene i denne studien dekker forbruk og kostnader knyttet til både produksjon og administrasjon, og vil i så måte dekke en stor del av ressursbruken til en oppdretter.

Intern validitet sier noe om årsakssammenhengen mellom to fenomener, og om en uavhengig variabel kan påvirke en avhengig. I studier kan dette relateres til om de ulike innsatsfaktorene som er brukt og produksjonen av laks har påvirkning på effektiviteten. Testing av ulike modeller vil avdekke dette.

Ytre validitet forteller om resultatene som fremkommer av en studie kan generaliseres utover sitt eget studie over til et større utvalg enn det som er representativt. Resultatene fra denne studien kan være representativ for andre lakseoppdrettere under like forhold. Ettersom dette er en næring som foregår i flere verdensdeler, vil eksterne faktorer som temperatur, lysforhold og vannkvalitet være avgjørende for produksjonstiden. Produksjonsteknologien kan også variere fra land til land. Det vil derfor være vanskelig å generalisere studien for samtlige oppdrettsanlegg i verden. Studien kan derimot generaliseres for andre oppdrettsselskaper i Norge som ikke er med i analysen. Ved bootstrapping estimeres også en teknisk mulig front, som vil legge seg utenfor den virkelige fronten. Denne kan generalisere utvalget ved å se på hva som er teknisk mulig å oppnå for næringen.

Reliabilitet handler om påliteligheten til empirien som undersøkelsen baserer seg på. Dataen som samles inn må dermed være pålitelige. Dette kan testes ved å gjenta en identisk undersøkelse ved et annet tidspunkt, der like resultater indikerer høy reliabilitet. Denne formen for testing kalles test-retest fenomen. En annen indikasjon på høy reliabilitet er at flere forskere tester samme fenomen og kommer frem til samme resultat, som kalles inter-reliabilitet (Johannesen et al. 2011). Effektivitet- og produktivitetsanalyser av norsk lakseoppdrett har vært gjennomført før, blant annet på tidsintervallene 2006-2008. Disse årene er også inkludert i denne studien, og ved samme resultater i tidsrommet vil reliabiliteten styrkes.

Ettersom studien bruker data fra Fiskeridirektoratet, er det muligheter for feilrapporteringer. Det er også mulighet for menneskelige feil ved datainnplotting. Dette er derimot en undersøkelse med lange tradisjoner og gode rapporteringsrutiner. Unormale verdier på faktorer blir også luket ut gjennom en outlieranalyse, slik at reliabiliteten styrkes.

5.3 Input

I denne oppgaven vil følgende inputvariabler brukes: fôrforbruk i kilo, smoltkostnad, lønnskostnader, kapitalbinding og andre driftskostnader. Asche et al. (2013a) byttet ut andre driftskostnader med produksjonsareal og lønnskostnader med antall arbeidstimer i sin studie. I denne studien gjøres ikke dette, ettersom produksjonsareal ikke er en direkte kostnad knyttet til produksjonen. Produksjonsareal henger også sammen med kapitalbinding. Valget av lønnskostnader fremfor arbeidstimer vil bli forklart i kapittel 5.3.3. Videre følger en beskrivelse av innsatsfaktorene som vil bli brukt i analysen.

5.3.1 Fôrforbruk

Blant de valgte inputs er fôrforbruk den desidert største kostnaden ved produksjonen, og står for om lag halvparten av de totale produksjonskostnadene per kilo laks. Store bedrifter kan oppnå stordriftsfordeler gjennom kvantumsrabatter, og dermed få redusert sin fôrkostnad. I denne analysen brukes derfor fôrforbruk fremfor kostnad. Fôrforbruk måles i kilo og defineres slik:

$$IB f\hat{o}r + kj\ddot{o}p - UB f\hat{o}r = f\hat{o}rforbruk \quad (49)$$

Samtlige av variablene i ligningen er oppgitt i datasettet. Tabell 2 viser gjennomsnittlig, maksimum og minimum fôrforbruk per kilo laks produsert. Gjennomsnittet er stabilt gjennom hele analyseperioden, og øker derfor påliteligheten til dataen.

Tabell 2: Gjennomsnittlig, maksimum og minimum fôrforbruk per kilo laks produsert

	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Gj.sn.	1,23	1,26	1,26	1,32	1,31	1,26	1,22	1,27
Maks.	1,88	2,01	1,89	3,57	1,72	1,66	1,67	1,8
Min.	0,72	0,58	0,56	0,87	0,86	0,7	0,43	0,83

5.3.2 Smoltkostnad

Smolten benyttes allerede 1,5-2 år før den gir et ferdig produkt, og kan derfor ikke knyttes direkte opp mot årets produksjon. Dersom oppdrettsanlegget har stabil produksjon gjennom flere år, vil ikke dette føre til feilkilder. De to viktigste faktorene på denne kostnaden er prisen på smolt og produksjon av fisk. I datasettet oppgis smoltkostnad i kroner, som også brukes i denne studien. Dette selv om det kan være mulig med stordriftsfordeler ved å bestille store kvantum. Som en følge av ulik størrelse og overlevelsessevne, vil det være hensiktsmessig å rapportere kostnad i kroner fremfor andre mål, som for eksempel forbruk i antall smolt eller kilo.

Tabell 3 viser gjennomsnittlig, maksimum og minimum smoltkostnad per kilo laks produsert. Også her er gjennomsnittet relativt stabilt gjennom perioden. Maksimum smoltkostnad varierer derimot voldsomt, og kan tyde på at enkelte oppdrettere har vært utsatt for smolt av dårlig kvalitet og sykdom, som fører til dårlig overlevelsessevne. Disse er likevel ikke fjernet fra datasettet, ettersom de ikke er med å danne den effektive fronten. Minimum var i utgangspunktet null alle årene bortsett fra 2008. Alle observasjoner med null i smoltkostnad er fjernet fra datasettet, og regnes ikke med i gjennomsnittet. Minimum smoltkostnad er selv etter dette lav, men disse er ikke fjernet fra datasettet ettersom gjennomsnittet også er forholdsvis lavt.

Tabell 3: Gjennomsnittlig, maksimum og minimum smoltkostnad per kilo laks produsert

	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Gj.sn.	2,39	2,53	2,62	2,78	2,91	2,74	2,65	2,65
Maks.	7,93	9,69	5,4	11	9,49	7,13	8,12	7,28
Min	0,09	0,24	0,18	0,24	0,84	0,33	0,05	0,05

5.3.3 Lønnskostnader

I datasettet er det rapportert inn total lønnskostnad og betalte- og ikke betalte arbeidstimer per år. Ved beregning av gjennomsnittlig lønn per arbeidstime kan man avsløre påliteligheten til informasjonen som er rapportert inn. Dette kan variere stort fra bedrift til bedrift, som kan

indikere feil ved innrapportering eller at det jobbes mer enn fastlønnen angir. En eier kan for eksempel jobbe mye mer enn det som tas ut i lønn. Det oppgis også ofte runde tall på antall arbeidstimer, som kan tyde på at det er gjort slurv under registreringer, og derfor avrundinger ved innrapportering.

Ettersom lønnskostnader er en del av et revidert regnskap, kan man anta at påliteligheten til disse tallene er større. Det er derfor lønnskostnader i kroner som vil bli brukt i denne analysen, som også inkluderer kalkulert eierlønn. Tabell 4 viser gjennomsnittlig, maksimum og minimum lønnskostnad per kilo laks produsert. Gjennomsnittet er stabilt gjennom hele perioden, og styrker påliteligheten.

Tabell 4: Gjennomsnittlig, maksimum og minimum lønnskostnad per kilo laks produsert

	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Gj.sn.	1,42	1,3	1,38	1,37	1,64	1,6	1,42	1,64
Maks.	5,56	2,77	4,87	3,17	4,12	4,26	3,02	3,9
Min	0,32	0,13	0,3	0,63	0,53	0,55	0,4	0,2

5.3.4 Kapitalbinding

Bedrifter i oppdrettsnæringen må investere et betydelig beløp i sin produksjonsprosess. Det er derfor behov for en mengde kapital. Inkludert i kapitalbinding er kontanter, fordringer og varige driftsmidler, som inkluderer bygninger, utstyr og løsøre. Beholdningen av fôr og fisk er også en del av bindingen, både levende, slaktet og frossen. Kortsiktig gjeld trekkes så fra for å finne den endelige kapitalbindingen. I oppsettet av dataen fra Fiskeridirektoratet ble det foretatt en endring i 2009, som gjør at beregning av kapitalbinding blir gjort på to forskjellige måter før og etter dette året. I perioden 2006-2008 måles kapitalbinding slik:

$$\begin{aligned}
 \text{Investert kapital} = & \text{Varige driftsmidler} + \text{beholdningsverdi fôr} + \\
 & \text{beholdningsverdi frossen laks} + \text{beholdningsverdi fisk} + \text{fordringer} + \\
 & \text{kontanter} - \text{gjeld kredittinst} - \text{leverandørgjeld} - \text{annen kortsiktig gjeld} \quad (50)
 \end{aligned}$$

Variabelen varige driftsmidler regnes som anleggsmidler, og resten av variablene summert sammen er arbeidskapital. I perioden 2009-2013 måles kapitalbinding slik:

$$\text{Investert kapital} = \text{Bygninger} + \text{driftsløsøre} + \text{oppdrettsutstyr} + (\text{varer} + \text{fordringer} + \text{kontanter} - \text{kortsiktig gjeld}) \quad (51)$$

der variablene før parentesen representerer anleggsmidler og i paratesen arbeidskapital.

Ettersom denne studien ikke har som mål å gjøre en kostnadsanalyse, vil det være hensiktsmessig å måle kapitalbinding fremfor kapitalkostnad.

5.3.5 Andre driftskostnader

Andre driftskostnader er en restpost som består av vedlikehold, elektrisitet, kontorutgifter, reparasjoner, leiekostnader med mer. Dette er kostnader som ikke kan knyttes direkte til produksjonsprosessen, men som likevel er en nødvendighet for en bedrift. Disse kostnadene kan derfor være med å belyse effektiviteten til en oppdretter.

I datasettet oppgis postene som andre driftskostnader og forsikringskostnader, som er summert sammen i denne analysen.

5.4 Output

Output i analysen vil være produsert mengde laks i rund vekt målt i kilo. Dette defineres slik av Fiskeridirektoratet (2014a):

$$\begin{aligned} & (\text{Solgt mengde} + \text{frossenfisk per 31.12.}) \\ & + \left(\frac{\text{biomasse 31.12.} - \text{vekt på årets utsatt smolt} - \text{biomasse 1.1.}}{1,067} \right) \quad (52) \end{aligned}$$

der 1,067 er en omregningsfaktor fra levende vekt til rundvekt etter sulting og bløgging. Dette for å unngå en blanding av ulike vekttyper (levende/rund/sløyd) i produksjonsberegningen (Fiskeridirektoratet, 2014a). Fra og med lønnsomhetsundersøkelsen for 2012 valgte Fiskeridirektoratet å benytte omregningsfaktoren fra NS 9417:2012 ”Laks og regnbueørret. Enhetlig terminologi og metoder for dokumentasjon av produksjon”. I perioden 2006-2011 er faktoren 1,1111. Faktorendringen fører til en liten endring i solgt mengde og produksjon av

fisk, men disse er så små at det fortsatt er mulig å sammenligne resultatene fra ulike år med hverandre.

Selve formelen for produsert mengde har blitt endret gjennom analyseperioden. Fra perioden 2006-2008 var vekt på årets utsatt smolt utelatt i formelen. Fiskeridirektoratet bestemte seg så for å inkludere dette, og dermed trekke fra utsatt vekt fra produsert mengde. Dette fordi vekt på utsatt smolt i hovedsak er produsert hos settefiskprodusenter, og den nye beregningen ville gi mer nøyaktig måling for matfiskprodusenter. Datasettet korrigeres for dette, og trekker fra utsatt smolt i årene 2006-2008 før analysen foretas.

Tabell 5 viser en deskriptiv statistikk over produksjonen i kilo i analyseperioden før eventuelle outliers er fjernet. Gjennomsnittlig produksjonen per selskap har steget uten unntak, og er blitt mer enn doblet i løpet av analyseperioden. Vedlegg 1 viser deskriptiv statistikk for samtlige variabler som blir brukt i analysen.

Tabell 5: Deskriptiv statistikk for produksjon

År	Gjennomsnittlig produksjon (kg)	Antall selskaper
2006	4 826 734,33	121
2007	5 489 952,01	110
2008	5 895 395,95	106
2009	6 740 279,05	106
2010	6 790 352,15	101
2011	8 857 108,35	92
2012	9 199 641,22	94
2013	10 034 004,8	91

5.5 Korrigering for prisendringer

Over tid vil inflasjonen gjøre at prisnivået i et land øker samtidig som pengeverdien reduseres. Dette gjør at sammenligninger over tid vanskelig lar seg gjøre dersom man ikke korrigerer for endringene. Ettersom denne analysen går over 8 år, vil det være nødvendig med en slik korrigering.

Ved beregning av DEA ser man bare på ett år av gangen, og det kreves derfor ingen korrigering fra år til år. Ved beregning av MPI vil man derimot sammenligne forskjellige år med hverandre, og en korrigering er nødvendig. Dataen som må justeres i denne analysen er

innsatsfaktorer som er oppgitt i kroner. Dette er smoltkostnad, lønnskostnader, kapitalbinding og andre driftskostnader.

Ved justering av prisendringer er 2006 satt som basisår. Tabell 6 viser en oversikt over totalindeksen og prosentvis endring fra basisåret.

Tabell 6: Totalindeks og prosentvis endring fra 2006 i perioden 2006-2013

	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Totalindeks	117,7	118,2	122,2	126,4	128,8	130,5	131,1	133,8
Prosentvis endring fra 2006		0,42%	3,82%	7,39%	9,43%	10,88%	11,4%	13,68%

Kilde: Statistisk sentralbyrå [2]

5.6 Valg av modell

For å sikre at modellen som blir brukt i analysen består av riktige variabler, kan man bruke hypotesetestene til Banker som ble beskrevet i kapittel 4.5.1. Basismodellen består av alle inputs presentert tidligere i kapittel, og det settes opp en alternativ modell hvor kapitalbinding er fjernet. Tabell 7 viser en oversikt over de ulike modellene.

Tabell 7: Oversikt over modeller

Modell	Input	Output
M1	Fôrforbruk, smoltkostnad, lønnskostnad, kapitalbinding, andre driftskostnader	Produksjon
M2	Fôrforbruk, smoltkostnad, lønnskostnad, andre driftskostnader	Produksjon

Dette gjøres for å se om kapitalbinding er signifikant i forhold til effektiviteten til en oppdretter. De andre innsatsfaktorene i modellen er svært sentrale innen lakseproduksjon, og er derfor inkludert uten testing. Bankertesten ble utført med både eksponentialfordeling (TEX) og halv-normalfordelt (THN), og resultatene er presentert i tabell 8 og 9.

Fremgangsmåten finnes i vedlegg 4.

Tabell 8: Resultat fra Banker-test, eksponentialfordelt

TEX	Kalkulert verdi	Kritisk verdi
2006	1,259	1,244
2007	1,156	1,261
2008	1,225	1,258
2009	1,040	1,261
2010	1,109	1,270
2011	1,133	1,294
2012	1,123	1,286
2013	1,274	1,286

Tabell 9: Resultat fra Banker-test, halv-normalfordelt

THN	Kalkulert verdi	Kritisk verdi
2006	1,402	1,363
2007	1,200	1,389
2008	1,366	1,385
2009	1,056	1,389
2010	1,175	1,404
2011	1,250	1,441
2012	1,156	1,428
2013	1,176	1,427

Resultatene viser at i 2006 var kalkulert verdi større enn kritisk. Det betyr at ved å fjerne kapitalbinding er effektiviteten signifikant forskjellig i dette året, og kapitalbinding bør derfor være blant innsatsfaktorene. De resterende årene er kritisk verdi større enn kalkulert, og ved å inkludere kapitalbinding blir ikke effektiviteten endret signifikant. Siden nullhypotesen må forkastes i 2006, og man ønsker å beholde en lik modell gjennom hele analyseperioden, vil M1, som inkluderer alle inputvariablene, bli benyttet.

5.7 Outliers

Et datasett kan bestå av enkelte DMU som er outliers. Dette er observasjoner som skiller seg i stor grad fra resten av observasjonene og kan dermed påvirke modellen slik at den gir et uvirkelig eller urealistisk bilde. Spesielt ved bruk av DEA vil dette få negative konsekvenser, ettersom de kan påvirke den effektive fronten og dermed gir et større avvik til fronten for andre. Bogetoft og Otto (2011) deler outliers inn i tre grupper. For det første kan det være feil i datasettet som en følge av at data har forsvunnet eller feilregistreringer ved rapportering. Slike outliers bør enten korrigeres eller slettes fra datasettet, ettersom de ikke representerer

den virkelige produksjonsprosessen. I denne analysen vil slike observasjoner slettes, ettersom det ikke er mulighet for korrigerings. Den andre gruppen gjelder observasjoner som kan være riktige, men veldig atypiske. Disse bør bli identifisert og fjernet fra datasettet, slik at modellen ikke blir forvrengt for å passe ekstreme observasjoner. Den siste gruppen inkluderer DMU som presterer ekstremt bra eller dårlig i forhold til resten. Dette kan være observasjoner som ikke er egnet for sammenligning med de andre, ettersom de presterer på et helt annet nivå. Disse bør dermed elimineres fra datasettet av forsiktighetshensyn. På den andre siden kan dette være de første som tar i bruk ny teknologi, og dermed være en læremester for andre.

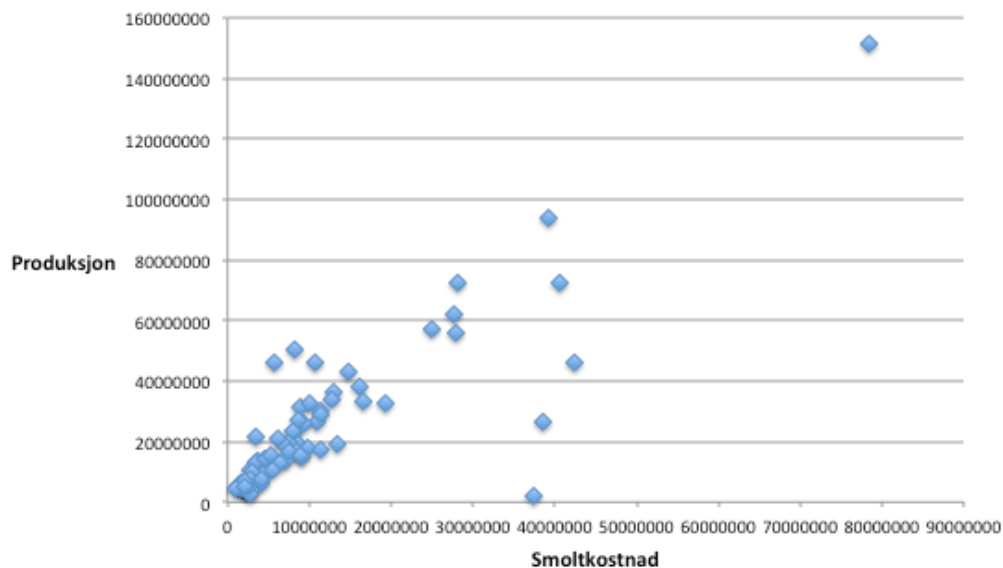
Det finnes flere metoder for å identifisere outliers (Bogetoft og Otto, 2011). I denne analysen vil supereffektivitet som forklart i kapittel 4.3.4 bli brukt. I tillegg vil nullobservasjoner og negative/uvanlige verdier i datasettet bli fjernet.

I denne analysen er alle observasjoner med en supereffektivitet over 2 ved VRS-måling, samtidig som de er supereffektive ved CRS-måling, fjernet fra datasettet. Tabell 10 viser det endelige datasettet som vil bli brukt, og hvor mange DMU som er fjernet på grunn av ingen smoltkostnad, negativ kapitalbinding eller supereffektivitet.

Tabell 10: Utvalg for bruk i analyse

	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Utvalg	121	110	106	106	101	92	94	91
Ingen smolt	2	2	0	1	3	6	4	2
Neg kapital	1	4	0	2	0	0	0	0
Outliers	4	3	3	2	3	4	4	3
Endelig utvalg	114	101	103	102	95	82	86	86

De fleste supereffektive har veldig lave kostnader på en eller flere innsatsfaktorer. Figur 17, som viser en x/y graf av produksjon og smoltkostnad i 2012, illustrere dette.



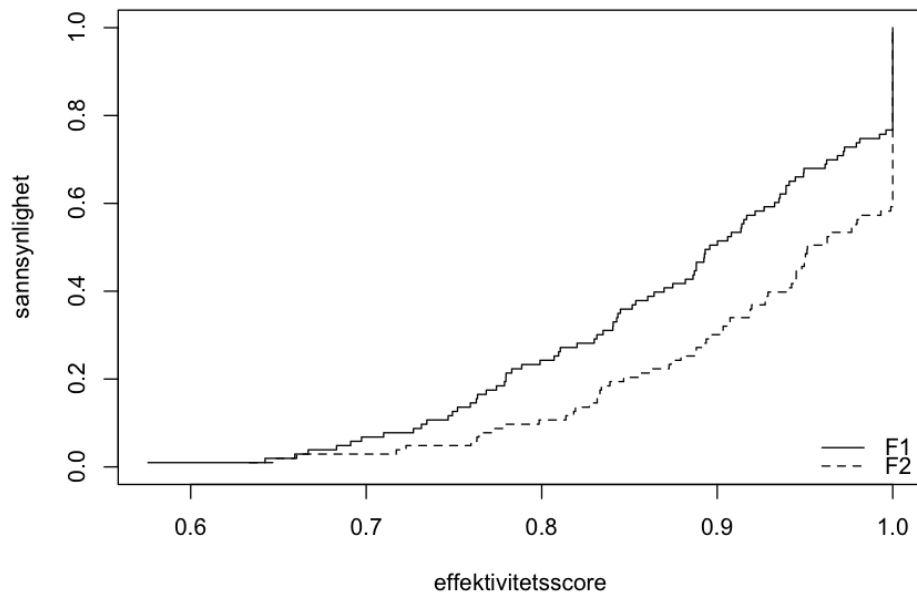
Figur 17: Korrelasjon mellom produksjon og smoltkostnad

Som figuren viser finnes det enheter med ekstremt lav smoltkostnad i forhold til størrelsen på produksjon. I grafen ser vi tre observasjoner som befinner seg langt under en tenkt korrelasjonslinje mellom resten av observasjonene. Disse blir dermed karakterisert som outliers, ettersom resten av observasjonene ikke er i nærheten av samme rate mellom produksjon og smoltkostnad. De ulike outliers vil derfor få en unaturlig høy effektivitetsscore ved bruk av supereffektivitetsmetoden, og blir dermed fjernet fra datasettet.

5.8 Skalautbytte

Ved konstant skalautbytte antar man at en økning i input vil gi en proporsjonal økning i output. Innenfor lakseoppdrett er det derimot mulig med stordriftsfordeler, og i en stor organisasjon kan faste utgifter fordeles utover en høyere produksjon.

For å undersøke om analysen bør foretas under antakelse om CRS eller VRS, kan dette testes ved bruk av hypoteser. Man finner da om ulik skalautbytte gir signifikante forskjellige resultater for effektiviteten. Figur 18 viser et plott av effektiviteten under antakelse om CRS (F1) og VRS (F2) i 2008. Fremgangsmåte finnes i vedlegg 4.



Figur 18: Skalautbytte

Plottet viser at det er en vesentlig forskjell i antall effektive enheter under de to forskjellige antakelsene. I tillegg har flere enheter forbedret sin effektivitet under VRS. Banker-tester viser også at kalkulert verdi er høyere enn kritisk verdi, og man kan dermed forkaste nullhypotesen om at effektiviteten er lik under de to antakelsene.

I analysen vil både CRS og VRS-metoden bli brukt. Man vil da kunne beregne forskjellen mellom effektivitetsscoren under de to antakelsen, og man vil også ha mulighet til å måle skalaeffektiviteten.

6. Resultater

I dette kapitlet vil resultatene som fremkommer av analysen bli presentert og kommentert. Først presenteres effektiviteten i perioden 2006-2013 som er utført ved bruk av DEA med antakelse om både konstant- og variabelt skalautbytte, i tillegg til resultatene fra bootstrapping. Deretter resultatene fra MPI og dens dekomponeringer i samme periode. Til slutt vil resultatene av bootstrapping av MPI presenteres.

Analysen er utført ved bruk av R 2.15.3, R 3.1.3 og Microsoft Office Excel 2013.

Tilleggsprogrammene brukt i R er "Benchmarking" og "FEAR". Fremgangsmåten i R finnes i vedlegg 4.

6.1 Resultater fra Data Envelopment Analysis

6.1.1 Total teknisk effektivitet

Total teknisk effektivitet (TE_{CRS}) regnes ut ved antakelse om konstant skalautbytte, etter metoden vist i kapittel 4.3.1. Tabell 11 viser resultatene.

Tabell 11: Total teknisk effektivitet i perioden 2006-2013

År	Gjennomsnitt	Maksimum	Minimum	Standardavvik
2006	0,831	1	0,5022	0,124
2007	0,831	1	0,5003	0,127
2008	0,887	1	0,5757	0,105
2009	0,798	1	0,5050	0,123
2010	0,860	1	0,5867	0,111
2011	0,860	1	0,6775	0,093
2012	0,804	1	0,5899	0,123
2013	0,838	1	0,5294	0,114

Gjennomsnittlig TE_{CRS} varierte fra 0,798 til 0,887 i perioden, som vil si 79,8% og 88,7% effektiv. Resultatene viser at 2009 var det året med lavest gjennomsnittlig TE_{CRS} , som kan tyde på at finanskrisen hadde innvirkning på effektiviteten til oppdretterne. Likevel var den laveste TE_{CRS} målt i perioden i 2007, med en effektivitetsscore på 0,5003. Vi ser også at en gjennomsnittlig TE_{CRS} under 0,8 bare skjedde i 2009, og at den ellers har vært relativt stabil

med et stabilt standardavvik. 2009 kan derfor ses på som et år med kraftig nedgang i TE_{CRS} , men tok seg rask opp igjen året etter.

Antall effektive enheter hvert år ved konstant skalautbytte er vist i tabell 12. Dette varierer stort mellom hvert år, og også her er 2009 bunnåret med en prosentvis andel effektive på 11,9%. Selv om det i 2011 også var en lav andel effektive, hadde den minst effektive DMU en score på 0,6775. Dette betyr at selv om det er få effektive, har ineffektive DMU fått en høyere effektivitetsscore. Blant annet var det 33 DMU med TE_{CRS} i intervallet 0,8-0,89, og 15 i 0,9-0,99. Dette viser at bransjen som helhet har samlet seg på et høyt nivå, og er ikke spredt utover effektivitetsstigen som tidligere.

Tabell 12: Antall effektive DMU ved konstant skalautbytte

År	Antall DMU	Antall effektive	Prosentvis effektive
2006	114	24	21,1 %
2007	101	18	17,8 %
2008	103	24	23,3 %
2009	101	12	11,9 %
2010	95	18	18,9 %
2011	82	11	13,4 %
2012	86	13	15,1 %
2013	86	15	17,4 %

6.1.2 Ren teknisk effektivitet

Ren teknisk effektivitet (TE_{VRS}) måler effektiviteten med antagelse om variabelt skalautbytte, og beregnes ved bruk av BCC-modellen presentert i kapittel 4.3.2. Resultatene vises i tabell 13.

Tabell 13: Ren teknisk effektivitet i perioden 2006-2013

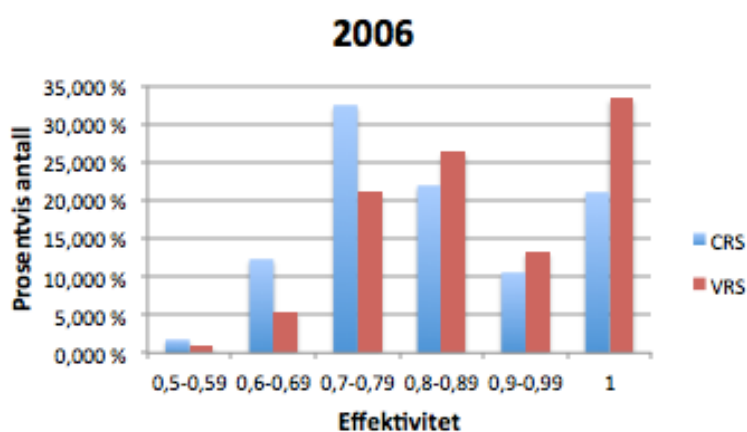
År	Gjennomsnitt	Maksimum	Minimum	Standardavvik
2006	0,885	1	0,5026	0,114
2007	0,870	1	0,5012	0,121
2008	0,927	1	0,6335	0,091
2009	0,865	1	0,5513	0,127
2010	0,903	1	0,6124	0,106
2011	0,904	1	0,6931	0,09
2012	0,871	1	0,6373	0,113
2013	0,901	1	0,5845	0,099

Gjennomsnittlig TE_{VRS} er som forventet høyere enn TE_{CRS} , og varierer fra 0,865 til 0,927, som tilsvarer 86,5% til 92,7% effektiv. Vi ser lignende resultater i forhold til TE_{CRS} , bare høyere effektivitetsscorer. Dette fordi ved antakelse om variabelt skalautbytte tar man også hensyn til oppdretternes produksjonsskala, og den effektive fronten omhyller observasjonene tettere. Også her er lavest gjennomsnittlig TE_{VRS} i 2009 og laveste score målt i 2007. Både under konstant- og variabelt skalautbytte var 2008 det året med høyest gjennomsnittlig effektivitet og prosentvis andel effektive DMU.

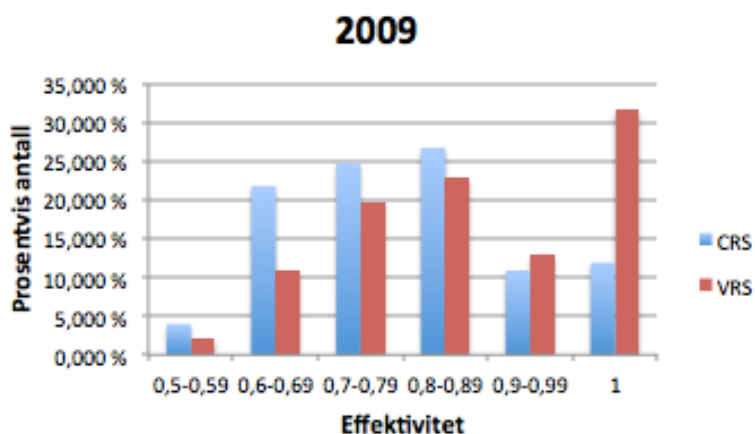
Tabell 14: Antall effektive DMU ved variabelt skalautbytte

År	Antall DMU	Antall effektive	Prosentvis effektive
2006	114	38	33,3 %
2007	101	29	28,7 %
2008	103	42	40,8 %
2009	101	32	31,7 %
2010	95	36	37,9 %
2011	82	27	32,9 %
2012	86	22	25,6 %
2013	86	28	32,6 %

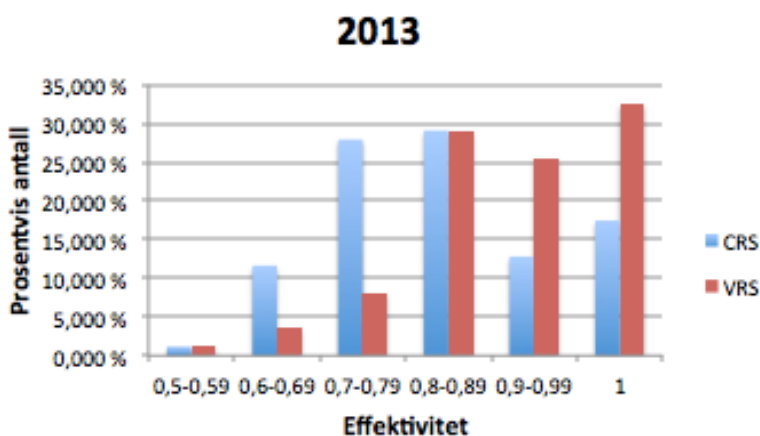
Tabell 14 viser at langt flere er effektive ved antakelse om variabelt skalautbytte sammenlignet med konstant skalautbytte. Selv om det i 2012 var færrest effektive prosentvis, var gjennomsnittet og minimumscoren høyere enn de fleste foregående år. Dette bekrefter konklusjonen ved TE_{CRS} om at hele bransjen beveger seg samlet mot en høyere effektivitet.



Figur 19: Prosentvis fordeling av effektivitet 2006



Figur 20: Prosentvis fordeling av effektivitet 2009



Figur 21: Prosentvis fordeling av effektivitet 2013

Figur 19, 20 og 21 viser den prosentvise fordelingen av effektiviteten under konstant og variabelt skalautbytte i henholdsvis 2006, 2009 og 2013. Siden antall enheter i analysen varierer fra år til år, vil det ikke være sammenlignbart å presentere antall effektive per år. Fordelingen i 2006 og 2009 var relativt lik under antakelse om variabelt skalautbytte. Selv om det i 2013 var samme andel prosentvis effektive under VRS, er andelen som har en effektivitetsscore mellom 0,8-0,99 mye høyere enn i 2006 og 2009. Prosentvis antall med en effektivitetsscore mellom 0,5-0,79 har dermed sunket. Tall fra 2011 og 2012 viser lignende resultater, og finnes i vedlegg 2. Nedgangen i 2009 har dermed blitt hentet inn igjen. Dette betyr at selv om ikke andelen effektive har økt, så forbedres effektiviteten til de ineffektive enhetene som samler seg på et høyere nivå. Beregningene viser ikke om dette er fronten som har skiftet innover eller om de ineffektive har nærmest seg fronten, men dette vil beregnes ved hjelp av Malmquist produktivitetsindeks.

6.1.3 Skalaeffektivitet

Ved å benytte både konstant- og variabelt skalautbytte kan skalaeffektiviteten beregnes. Denne forteller hvorvidt enhetene produserer i optimal skala. Resultatene er presentert i tabell 15.

Tabell 15: Skalaeffektivitet i perioden 2006-2013

År	Gjennomsnitt	Maksimum	Minimum	Standardavvik
2006	0,940	1	0,655	0,076
2007	0,965	1	0,565	0,074
2008	0,952	1	0,702	0,067
2009	0,926	1	0,645	0,079
2010	0,956	1	0,600	0,067
2011	0,952	1	0,748	0,060
2012	0,925	1	0,610	0,081
2013	0,940	1	0,689	0,067

Skalaeffektiviteten har vært stabilt høy gjennom hele analyseperioden, og varierer fra 92,5% i 2012 til 96,5% i 2007. Standardavviket er stabilt lavt. Det er ikke mulig å dra noen konklusjon angående utviklingen, da det er små variasjoner fra år til år. Resultatene sier at oppdretterne gjennomsnittlig kunne brukt fra 3,5% til 7,5% mindre av sine ressurser dersom de hadde produsert i optimal skala. En DMU er da skalaeffektiv dersom de er effektive både ved konstant- og variabelt skalautbytte. Det er likevel et høyt antall som produserer i optimal skala, og enkelte enheter med en lav score drar ned gjennomsnittet. Laveste score ble målt i 2007, med en skalaeffektivitet på bare 56,5%. Dette betyr at enheten kunne spart 43,5% av sine ressurser ved å produsert i optimal skala. Etter dette har minste skalaeffektivitet målt variert mellom 60% effektiv i 2010 til 74,8% effektiv i 2011. Minimumsscoren har dermed steget, som vil si at de minst skalaeffektive enhetene har beveget seg i riktig retning.

6.1.4 Resultater fra bootstrapping – DEA

Utvalget i denne studien er basert på virkelige observasjoner av oppdrettsselskaper. Ved bruk av bootstrapping, som forklart i kapittel 4.5.2, kan man skape en front som er teknisk mulig å nå. Dette gjøres ved å trekke ut et tilfeldig utvalg, og repeterer dette 2000 ganger. Resultatene fra bootstrapping er vist i tabell 16.

Tabell 16: Gjennomsnitt effektivitet ved VRS, bootstrapping og konfidensintervall

År	VRS	Bias	Bootstrapping	Øvre konf	Nedre konf
2006	0,885	0,057	0,828	0,881	0,765
2007	0,870	0,062	0,808	0,866	0,742
2008	0,927	0,045	0,882	0,925	0,818
2009	0,865	0,064	0,801	0,860	0,737
2010	0,903	0,055	0,848	0,899	0,782
2011	0,904	0,053	0,851	0,901	0,786
2012	0,871	0,064	0,807	0,867	0,740
2013	0,901	0,052	0,849	0,898	0,785

Gjennomsnittlig effektivitet er lavere ved bootstrapping enn VRS. Dette fordi fronten får et positivt skift, ettersom det er teknisk mulig å utnytte sine ressurser bedre enn det utvalget har gjort.

Resultatene viser at gjennomsnittlig effektivitet synker mellom 4,5% og 6,4% ved bruk av den bias-korrigerede bootstrappingfronten. De største differansene finner vi i 2009 og 2012, som også hadde et lavt gjennomsnitt ved VRS og CRS. Dette betyr at bootstrappingfronten ligger utenfor VRS-fronten, og enheter må derfor strekke seg enda lengre for å bli effektive. For å oppnå effektivitet ved bootstrapping må bransjen gjennomsnittlig redusere sin ressursbruk med mellom 11,8% og 19,2%, gitt samme produksjon.

Konfidensintervallene viser at effektiviteten ved bootstrapping er signifikant lavere enn ved VRS. Sannsynlighetene for en gjennomsnittlig effektivitet innenfor konfidensintervallet er 95%, og samtlige øvre konfidensintervall er lavere enn effektiviteten ved VRS. Både ineffektive og effektive enheter ved bruk av VRS-front må derfor forbedre seg ytterligere for å nå den teknisk mulige fronten.

6.2 Resultater fra Malmquist produktivetsindeks

6.2.1 Malmquist produktivetsindeks med antakelse om konstant skalautbytte

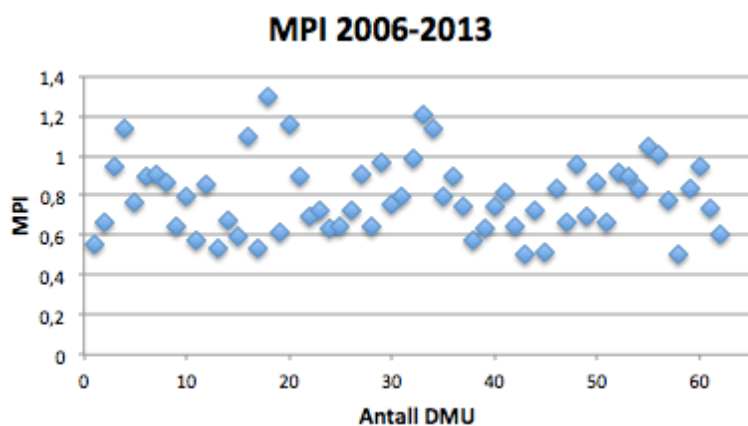
Resultatene fra Malmquist produktivetsindeks er vist i tabell 17. MPI er dekomponert i effektivitetsendring og teknologisk endring. Effektivitetsendring viser om de ineffektive enhetene har nærmet seg fronten, mens teknologisk endring viser om teknologien har endret

seg slik at fronten har flyttet seg. Indeksen har likevekt i 1, slik at alle verdier over 1 indikerer fremgang, mens verdier under 1 indikerer tilbakegang.

Tabell 17: Malmquist produktivitetsindeks, effektivitetsendring og teknologisk endring

Periode	MPI	Effektivitetsendring	Teknologisk endring	Antall DMU
2006-2007	1,002	1,041	0,962	84
2007-2008	0,961	1,070	0,895	89
2008-2009	1,020	0,912	1,113	89
2009-2010	0,913	1,103	0,827	84
2010-2011	1,044	1,009	1,033	74
2011-2012	1,066	0,935	1,139	69
2012-2013	0,933	1,063	0,879	73
2006-2009	0,952	1,002	0,951	78
2010-2013	1,007	0,982	1,025	70
2006-2013	0,792	1,010	0,783	62

Resultatene viser at gjennomsnittlig MPI varierer i analyseperioden. Periodene 2006-2007 og 2007-2008 samsvarer med resultatene til Vassdal og Holst (2011), og styrker troverdigheten til resten av indeksene. Perioden 2011-2012 viser størst fremgang, med en økning på 6,6%, mens 2009-2010 har størst tilbakegang med en reduksjon på 8,7%. Samlet sett er det 4 perioder med fremgang og 3 perioder med tilbakegang. En analyse på periodene 2006-2009 og 2010-2013 viser henholdsvis en tilbakegang på 4,8%, og en svak fremgang på 0,7%. Perioden 2006-2013 viser en tilbakegang på 20,8%. Dersom man fjerner alle DMU som ikke er med i både 2006 og 2013, for så å kjøre en ekstra analyse på denne perioden, viser det en tilbakegang på 21,4%. Produktiviteten har dermed hatt en voldsom tilbakegang i løpet av analyseperioden, som kan tyde på at bransjen må fornye seg. Et plot av produktivitetsindeksen til samtlige DMU som er med i perioden 2006-2013 vises i figur 22.



Figur 22: Malmquist produktivitetsindeks i perioden 2006-2013

Figuren viser at det ikke er noen ekstreme observasjoner, men at alle er jevnt fordelt mellom 0,5 og 1,3, der flesteparten ligger under 1.

Effektivitetsendringer viser at det er 5 perioder med fremgang, og 2 perioder med tilbakegang. Størst fremgang var det i perioden 2009-2010 med 10,3%, og størst tilbakegang i perioden 2008-2009 med 8,8%. Også her resulterer analyser på periodene 2006-2009 og 2010-2013 en periode med fremgang og en med tilbakegang. I motsetning til MPI, er det her 2006-2009 som en fremgang på 0,2%, mens 2010-2013 har en tilbakegang på 1,8%. En analyse på perioden 2006-2013 viser en fremgang på 1%.

Endring i teknologien varierte voldsomt i analyseperioden, fra en fremgang på 13,9% i 2011-2012 til en tilbakegang på 17,3% i 2009-2010. Fronten har dermed hatt både positive og negative skift. Også her har periode 2006-2009 en tilbakegang, mens 2010-2013 har fremgang. En analyse av perioden 2006-2013 viser en tilbakegang på 21,7%.

Dekomponeringen viser at tilbakegangen i MPI i hovedsak skyldes en svak utvikling i teknologisk endring i analyseperioden. Ettersom effektivitetsendringen har hatt en positiv utvikling i perioden, har MPI blitt dratt ned av en negativ utvikling i teknologien.

6.2.2 Malmquist produktivetsindeks med antakelse om variabelt skalautbytte

Malmquist produktivetsindeks kan også utføres med antakelse om variabelt skalautbytte, som forklart i kapittel 4.4.2. Dekomponeringene viser da endring i ren teknisk effektivitet og ren teknologisk endring. Resultatene er vist i tabell 18.

Tabell 18: Endring i ren teknisk effektivitet og teknologi

Periode	Ren teknisk effektivitet	Ren teknologisk endring
2006-2007	1,017	0,967
2007-2008	1,064	0,883
2008-2009	0,937	1,068
2009-2010	1,063	0,841
2010-2011	1,004	1,027
2011-2012	0,973	1,090
2012-2013	1,035	0,903
2006-2009	1,107	0,912

2010-2013	0,996	0,968
2006-2013	1,011	0,740

Resultatene fra ren teknisk effektivitetsendring i periodene 2006-2009, 2010-2013 og 2006-2013 viser en forbedring i forhold til antakelse om konstant skalautbytte. Dette kan ha sammenheng med at avstanden til fronten er kortere, og de ineffektive dermed har en kortere vei for å nå effektivitet.

Ren teknologisk endring kommer ut med et dårligere resultat enn ved CRS i periodene 2006-2009, 2010-2013 og 2006-2013. I perioden 2010-2013 er nå resultatet snudd fra positivt til negativt, og de andre periodene har en større tilbakegang. Dette betyr at VRS-fronten har hatt et større negativt skift enn CRS-fronten.

6.2.3 Endring i skala

Når man både har indekser med antakelse om konstant- og variabelt skalautbytte, kan indeksene for skala beregnes. Dette kan uttrykkes med begrepet SCH, som kan dekomponeres ytterligere i endring i skalaeffektivitet og skalateknologi. Resultatene er vist i tabell 19.

Tabell 19: Endring i SCH, skalaeffektivitet og skalateknologi

Periode	SCH	Skalaeffektivitet	Skalateknologi
2006-2007	1,026	1,024	1,004
2007-2008	1,032	1,006	1,029
2008-2009	1,016	0,974	1,048
2009-2010	1,029	1,041	0,993
2010-2011	1,020	1,006	1,016
2011-2012	1,000	0,961	1,055
2012-2013	1,003	1,024	0,985
2006-2009	1,045	0,994	1,055
2010-2013	1,050	0,984	1,070
2006-2013	1,093	0,996	1,092

SCH har en positiv utvikling gjennom hele perioden bortsett fra 2011-2012, da utviklingen sto i ro. Den største fremgangen skjedde i perioden 2007-2008, da SCH økte med 3,2%.

Periodene 2006-2009, 2010-2013 og 2006-2013 gir også positive resultater.

Endring i skalaeffektiviteten har variert gjennom analyseperioden. 2009-2010 var perioden som viste størst fremgang med 4,1%, mens 2011-2012 hadde en tilbakegang på 3.9%. Perioden 2006-2013 sett under ett viser en tilbakegang på 0,4%. Også periodene 2006-2009 og 2010-2013 viser en tilbakegang på henholdsvis 0,6% og 1,6%.

Skalateknologi har en mer positiv utvikling enn skalaeffektivitet, med den største fremgangen i perioden 2011-2012 på 5,5%. Periodene 2009-2010 og 2012-2013 viser begge små tilbakeganger på 0,7% og 1,5%. Ved å analysere lengre perioder har 2006-2009 en fremgang på 5,5%, 2010-2013 en fremgang på 7%, og hele periodene under ett en fremgang på 9,2%. Det er ikke vanskelig å se at det er den positive utviklingen i skalateknologi som har bidratt til en fremgang i SCH, ettersom skalaeffektivitetet nærmest har stått på stedet hvil gjennom analyseperioden.

6.2.4 Resultater fra bootstrapping – MPI

Ved å inkludere bootstrapping av Malmquist produktivitetsindeks kan konfidensintervaller skapes, som forklart i kapittel 4.5.2. Hvis 95% konfidensintervall inneholder verdien 1, vil man ikke kunne slå fast om indeksen er signifikant. Man kan dermed ikke vite om det har vært en signifikant økning eller nedgang i indeksen. Dersom konfidensintervallet ikke inneholder verdien 1, tyder dette på at indeksen er signifikant forskjellig fra 1, og dermed en signifikant økning eller nedgang. Tabell 20, 21 og 22 viser MPI, effektivitetsendring og teknologisk endring med tilhørende konfidensintervaller. Konfidensintervallene for de øvrige indeksene finnes i vedlegg 3. * representerer en signifikant økning, mens ** en signifikant nedgang.

Tabell 20: Malmquist produktivitetsindeks og konfidensintervall

Periode	MPI	Øvre konf	Nedre konf
2006-2007	1,002	1,049	0,951
2007-2008	0,961	1,004	0,927
2008-2009	1,020	1,068	0,975
2009-2010**	0,913	0,967	0,878
2010-2011	1,044	1,088	0,996
2011-2012*	1,066	1,111	1,016
2012-2013**	0,933	0,984	0,091
2006-2009	0,952	1,013	0,907
2010-2013	1,007	1,057	0,958

2006-2013**	0,792	0,839	0,754
-------------	-------	-------	-------

Tabell 21: Effektivitetsendring og konfidensintervall

Periode	Effektivitetsendring	Øvre konf	Nedre konf
2006-2007	1,041	1,138	0,952
2007-2008	1,070	1,098	0,909
2008-2009**	0,912	0,970	0,817
2009-2010*	1,103	1,234	1,022
2010-2011	1,009	1,090	0,925
2011-2012	0,935	1,018	0,836
2012-2013	1,063	1,182	0,954
2006-2009	1,002	1,098	0,909
2010-2013	0,982	1,055	0,876
2006-2013	1,010	1,095	0,910

Tabell 22: Teknologisk endring og konfidensintervall

Periode	Teknologisk endring	Øvre konf	Nedre konf
2006-2007	0,962	1,035	0,897
2007-2008**	0,985	0,940	0,831
2008-2009*	1,113	1,226	1,069
2009-2010**	0,827	0,883	0,765
2010-2011	1,033	1,109	0,976
2011-2012*	1,139	1,256	1,060
2012-2013**	0,879	0,970	0,810
2006-2009	0,951	1,045	0,890
2010-2013	1,025	1,128	0,975
2006-2013**	0,783	0,860	0,739

Resultatene for MPI i periodene 2009-2010, 2011-2012, 2012-2013 og 2006-2013 er signifikante. I perioden 2008-2009 er ikke MPI signifikant, mens effektivitetsendring har en signifikant nedgang og teknologisk endring har en signifikant økning. Det betyr at det er bevist at både effektivitetsendring og teknologisk endring endret seg signifikant, men hvilken av disse som er dominerende effekten er uvisst. MPI har en svak økning på 2%, men konfidensintervallet strekker seg fra under 1 til over 1. Ettersom konfidensintervallet til periodene 2009-2010 er under 1, viser dette en signifikant nedgang i MPI. For samme periode er det også en signifikant nedgang i teknologisk endring, mens det er en signifikant økning i effektivitetsendring. Siden alle er signifikante, kan man fastslå resultatene med 95% sannsynlighet. Periode 2011-2012 har en signifikant økning i MPI og teknologisk endring, mens effektivitetsendringen, som er under 1, ikke er signifikant. Man kan dermed si med sikkerhet at MPI og den teknologiske endringen har økt i perioden, mens den

gjennomsnittlige effektiviteten sannsynligvis har sunket. For 2012-2013 er det også signifikante resultater hva angår MPI og teknologisk endring. Denne perioden har begge signifikante nedganger, mens effektivitetsendringen, som er positiv, ikke er signifikant.

Blant ren teknisk effektivitet finnes det ingen signifikante resultater. Ren teknologisk endring viser identiske resultater som teknologisk endring, og de samme periodene er dermed signifikante.

7. Diskusjon og konklusjon

Denne oppgaven har som formål og måle effektiviteten og produktivitet utviklingen i norsk lakseoppdrett i perioden 2006-2008. For å gjøre dette har DEA og MPI blitt brukt.

Bootstrapping har skapt en teknisk mulig front og konfidensintervaller for resultatene, og dermed testet for statistisk signifikans. Dette kapittelet vil oppsummere resultatene som fremkommer av analysen, og diskutere eventuelle utfordringer som næringen står ovenfor.

7.1 Diskusjon

Resultatene viser en gjennomsnittlig total teknisk effektivitet mellom 79,8% og 88,7%, og ren teknisk effektivitet mellom 86,5% og 92,7%. Det har ikke vært noe stigende tendens gjennom perioden, ettersom høyeste gjennomsnittlige effektivitet ble målt i 2008. Laveste effektivitet ble målt i 2009 under både CRS og VRS. Dette kan tyde på at finanskrisen hadde innvirkning på norske lakseoppdrettere, selv om lønnsomheten var god. Chile ble utsatt for et voldsomt sykdomsutbrudd, som førte til at tilbudet av laks i markedet minsket. Salgsprisen på laks steg samtidig som kostnadene sank, og fortjenesten til oppdretterne økte. Årsaken til den lave effektiviteten kan være at enkelte oppdrettere fikk det tøffere enn andre. Minimumsscoren er lav i 2009, og en større andel enn andre år befinner seg på lave effektivitetsscorer. En høyere standardavvik bekrefter en større variasjon i effektiviteten. I 2009 var det også en økning i antall konsesjoner i drift, fra 906 til 971. Samtidig sank skalaeffektiviteten fra 2008. Endring i skalaeffektiviteten målt ved MPI viser også en negativ utvikling i perioden 2008-2009. Dette kan bety at oppdrettere som fikk tildelt flere konsesjoner produserte i feil skala, som påvirket effektiviteten negativt.

Skalaeffektiviteten varierer mellom 92,5% og 96,5% i analyseperioden. Det indikeres derfor en høy grad av produksjon i riktig skala. Laveste målte skalaeffektivitet for en enkelt enhet var i 2007 på 56,5%, og har siden da variert mellom 60% og 74,8%. Dette betyr at oppdrettere som var voldsomt skalaineffektive har forbedret seg, selv om gjennomsnittet ikke har økt. Dette viser også indeksen SCH, som har en fremgang på 9,3% i analyseperioden. Mens skalaeffektiviteten har vært mer eller mindre konstant, med en svak tilbakegang på 0,4%, har skalateknologien hatt en fremgang på 9,2%. Både SCH og skalateknologi viser en signifikant fremgang i perioden 2006-2013.

Andelen effektive DMU har ikke steget i perioden, men variert fra år til år. Det var en høyere andel prosentvis effektive i 2006 enn 2013, på henholdsvis 21,1% og 17,4% under CRS og 33,3% og 32,6% under VRS. Gjennom analyseperioden har andelen beveget seg over og under disse to årene, og det er derfor ingen klare tendenser om økning eller nedgang. Derimot viser det seg at bransjen som helhet samler seg på et høyere effektivitetsnivå.

Minimumsscoren er høyere i siste del av analyseperioden enn i første, som kan tyde på en bransje med jevnere effektivitet. En jevnere bransje fører til enda hardere konkurranse. Ettersom store aktører kan fordele faste kostnader utover organisasjonen, kan trenden med fusjoner og oppkjøp i næringen fortsette, dersom bare de store selskapene klarer å være kostnadseffektive. Asche og Roll (2013) bemerker også at konkurranseevne blir viktigere, som en følge av global vekst i næringen. Ved en gitt pris er det de med de laveste kostnadene som har størst sjans for å overleve.

Siden produksjonsmengde er bestemt av reguleringer og salgsprisen i markedet, er det kostnadene som oppdretterne kan gjøre noe med. For å opprettholde sin konkurransedyktighet må samtlige oppdrettere fokusere på å ha lavest mulige kostnader, da prisen varierer voldsomt. 2008 og 2012 var år med små differanser mellom pris og kostnader, og fortjenesten ble mindre. Dette beviser at selskapene til enhver tid må fokusere på sine kostnader, ettersom ingen kan spå fremtidig laksepris.

I løpet av analyseperioden har gjennomsnittlig produksjonskostnad per kilo steget fra 16,8 kroner i 2006 til 22,69 kroner i 2013, en økning på 35%. Av de åtte årene denne studien dekker, har seks av disse hatt en økning i kostnadene. Dette har direkte innvirkning på produktiviteten til en oppdretter, og kan forklare noe av den manglende utviklingen i gjennomsnittlig effektivitet og antall effektive selskaper. I analyseperioden har bransjen skapt milliardoverskudd som følge av høye laksepriser og økende produksjon, og ikke lave kostnader.

Resultatene fra bootstrapping tilsier at bransjen ikke presterer optimalt i forhold til hva som er teknisk mulig. Den bias-korrigerede bootstrapfronten ligger utenfor den observerte fronten, og selv med 100% effektivitet under VRS vil det fortsatt vært mulig å forbedre seg ytterligere. Konfidensintervaller bekrefter at effektiviteten er signifikant lavere. De effektive enhetene i datasettet er oppdrettsselskapene som har best utnyttelse av sine ressurser i analyseperioden.

Disse selskapene kan derimot prestere enda bedre, og finne en alternativ sammensetning av sine ressurser for å produsere samme mengde laks med en lavere ressursbruk. Her kan arbeidskraft være en utfordring, ettersom Norge har høye kostnader forbundet med dette. Norges største konkurrent, Chile, har tilgang på billigere arbeidskraft, og har derfor en fordel. Oppdrettsnæringen i Chile har til nå vært utsatt for en høy forekomst av sykdommer blant laks, og produksjonskostnadene har derfor vært høye. Ved en lavere andel sykdomstilfeller vil produksjonskostnadene minske i Chile, noe som gir et stort konkurransefortrinn og mulighet til å nå den teknisk mulige fronten. Norge har likevel fortrinn ovenfor Chile igjen, som god infrastruktur og lange tradisjoner.

Malmquist produktivitetsindekser viser at produktiviteten til bransjen har variert gjennom analyseperioden. Perioden 2006-2009 viser en tilbakegang på 4,8% i MPI. Vassdal og Holst (2011) konkluderte i sin studie at perioden 2005-2008 hadde en tilbakegang i utviklingen. Resultatene fra denne studien viser derfor lignende resultater. Som nevnt tidligere steg produksjonskostnadene i denne perioden, som har direkte innflytelse på produktiviteten til en oppdretter. Perioden 2010-2013 viser en svak fremgang på 0,7%, og utviklingen har dermed ikke steget til nivåer som bransjen har opplevd før.

Perioden 2006-2013 har en tilbakegang i produktiviteten på 20,8%. Utviklingen i analyseperioden har dermed vært langt dårligere enn studier på tidligere perioder (Vassdal og Roland, 1998; Vassdal og Holst, 2011; Asche et al. 2013a). Figur 22 viser at et fåtall oppdrettere har en produktivitetsscore over 1 i perioden, mens resten ligger jevnt fordelt mellom 0,5 og 1. Ved å se på dekomponeringene tyder det på at den teknologiske endringen er årsaken til tilbakegangen. Effektivitetsendringen har en fremgang på 1% i analyseperioden. Dette bekrefter også at de ulike selskapene har nærmet seg fronten og samlet seg på et høyere effektivitetsnivå. Teknologisk endring derimot, har en tilbakegang på 21,7%. Fronten har derfor hatt en voldsomt negativt skift i perioden. Konfidensintervallene bekrefter at nedgangen i både MPI og teknologisk endring er signifikante. Ettersom fronten har et negativt skift, er det naturlig at ineffektive selskaper som ligger konstant har nærmet seg denne. Samlingen av enheter på et høyere effektivitetsnivå kan da skyldes en kollektiv nedgang av de effektive selskapene, fremfor en effektivitetsforbedring blant de ineffektive. Bransjen viser uansett tegn på at den har blitt jevnere.

Resultatene sier at ytelsen hos oppdretterne har gått ned de siste årene. Fra å være en næring med årlig produktivitetsvekst på 15-20% (Vassdal og Roland, 1998), har det nå vært et kraftig fall i produktiviteten. Det viser seg dermed at oppdrettsnæringen ikke kan vokse i all evighet. En av årsakene til nedgangen kan være økningen i produksjonskostnad per kilo laks som har foregått gjennom analyseperioden. Ved å få ned kostnadene, vil produktiviteten igjen øke. Bransjen må da fornye seg, og komme opp med innovative løsninger som gjør det billigere å produsere. Kanskje kan landbaserte merder være et alternativ. En annen årsak kan være at oppdretterne vet at de er deltakere i enn suksessfull bransje, og derfor ikke fokuserer nok på nye løsninger som kan sikre fremtidig produktivitetsvekst. En høy årlig vekst i produksjonen kan også ha flyttet fokuset bort fra nyteknikning.

Asche et al. (2013a) stilte spørsmål om hvor lenge oppdrettsnæringen kan fortsette å vokse. Resultatene fra denne studien viser at produktivitetsveksten har stanset opp, og tatt et kraftig steg tilbake i perioden 2006-2013. Produksjonsmengden øker for hvert år, men bransjen er avhengige av eksterne faktorer som pris og etterspørsel. Ved et langvarig fall i lakseprisen, vil ikke næringen være bærekraftig med nåværende kostnadsutvikling.

7.2 Konklusjon

Formålet med oppgaven har vært å analysere effektiviteten og produktivitetsutviklingen i norsk lakseoppdrett i perioden 2006-2013. Etter en kontinuerlig vekst siden næringens oppstart, viste utviklingen tegn til stagnering i 2005. Oppgavens hensikt har derfor vært å analysere utviklingen med dagsferske tall for å anslå om stagneringen var konstant eller forbigående.

Det er ingen tvil om at norsk lakseoppdrett er blitt en moden næring med lavere vekstrater. Bransjen har hatt en eventyrlig vekst siden oppstarten, både innen produksjon, omsetning og produktivitet. Tidligere studier viser derimot en nedgang i produktiviteten i perioden 2005-2008. Gjennom perioden 2006-2013 har gjennomsnittlig effektivitet holdt seg stabil mellom 79,8% og 88,7% ved CRS og 86,5% og 92,7% ved VRS. Effektiviteten har dermed ingen klar endring i analyseperioden, og oppdrettsselskapene har holdt seg på et høyt nivå. En bias-korrigert bootstrapfront viser at næringen kan utnytte sine ressurser enda bedre enn det de

effektive gjør i dag. Oppdrettsnæringen har dermed potensiale til å utnytte sine ressurser bedre enn det som observeres med tradisjonell DEA.

Produktivitetsutviklingen i analyseperioden har vært negativ, med en tilbakegang på 20,8%. Dette viser at det er slutt på den sterke produktivitsveksten som har foregått i lang tid. En økende konkurranse fra andre land, gjør at resultatene kan være bekymringsverdig. Dersom Norge skal opprettholde sin posisjon som verdensledende innen lakseproduksjon, må innovative løsninger som reduserer kostnadsbruken skapes.

Ettersom mange av arbeidsplassene er lokalisert i distriktene, vil dette få store følger dersom den norske oppdrettsnæringen blir utkonkurrert av andre land. Lokalsamfunn vil lide av stor fraflytting, som igjen vil ha ringvirkninger for andre bedrifter lokalisert i nærheten.

7.3 Videre forskning

Innledningsvis i oppgaven ble diverse avgrensninger med oppgaven nevnt. Blant annet inkluderer denne oppgaven bare en analyse av matfisknæringen. Ettersom flere aktører nå driver med både settefisk- og matfiskproduksjon, kunne det vært interessant å analysere hele produksjonsprosessen. Man ville da også fått svar på om effektiviteten kan bedres ved å produsere smolt selv, eller kjøpe eksternt fra en annen produsent.

En annen avgrensning med oppgaven er at selskapene som er med i datasettet er anonymisert, og at lokaliteten derfor er ukjent. Man vet sikkert at eksterne faktorer som vannkvalitet, havstrømmer og temperatur har innvirkning på produksjonstiden. Dersom lokaliteten til selskapene blir kjent i datasettet, vil det være mulig å finne optimal plassering av merder langs Norges lange kyst, og på den måten skape bedre vekstforhold for laksen og bedre effektiviteten.

Denne oppgaven konkluderer med en tilbakegang i produktivitsutviklingen. En pådriver for denne negative utviklingen kan være økte produksjonskostnader. Videre studier kan da foreta en kostnadsanalyse, og finne hvor i prosessen kostnader kan spares inn, slik at produsentene bruker mindre ressurser i fremtiden.

Referanseliste

Adler, N., Friedman, L. og Sinuany-Stern, Z. (2002) "Review of ranking methods in the data envelopment analysis context", *European Journal of Operational Research*, 140(2), s. 249-265

Andersen, P. og Petersen, N.C. (1993) "A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis", *Management Science*, 39, s. 1261-1264

Asche, F., Roll, K.H. og Tveteras, R. (2009) "Economic inefficiency and environmental impact: an application on aquaculture production", *Journal of Environmental Economics and Management*, 58, s. 93-105

Asche, F., Guttormsen, A.G. og Nielsen, R. (2013a) "Future challenges for the maturing Norwegian salmon aquaculture industry: An analysis of total factor productivity change from 1996 to 2008", *Aquaculture Volumes 396-399*, s. 43-50

Asche, F. og Roll, K.H. (2013) "Determinants of inefficiency in Norwegian salmon aquaculture", *Aquaculture Economics & Management*, 17(3), s. 300-321

Asche, F., Roll, K.H., Sandvold, H.N., Sørvig, A. og Zhang, D. (2013b) "Salmon Aquaculture: Larger companies and increased production" *Aquaculture Economics & Management*, 17(3), s. 322-339

Assaf, A. (2011) "Bootstrapped Malmquist indices of Australian airports", *The Service Industries Journal*, 31(5), s. 829-846

Banker, R.D. (1993) "Maximum Likelihood, Consistency and Data Envelopment Analysis: A Statistical Foundation", *Management Science*, 39 (10), s. 1265-1273

Banker, R. D., Charnes, A. og Cooper, W. W. (1984) "Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis", *Management Science*, 30, (9). (sep., 1984), s. 1078-1092.

Barros, C.P. og Dieke, P.U.C. (2008) "Measuring the economic efficiency of airports: A Simar-Wilson methodology analysis", *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 44(6), s. 1039-1051

Bogetoft, P. og Otto, L. (2011) "Benchmarking with DEA, SFA, and R", *International Series in Operations Research & Management Science*, 157. Springer, New York

Caves, D.W., Christiansen, L.R. og Diewert, W.E. (1982) "The Economic Theory of Index Numbers and the Measurement of Input, Output, and Productivity", *Econometrica*, 50(6), s. 1393-413

Charnes, A., Cooper, W.W. og Rhodes, E. (1978) "Measuring the efficiency decision making units", *European Journal of Operational Research*, 2, s. 429-444

Efron, B. (1979) "Bootstrap methods: another look at the jackknife", *Annals of Statistics*, 7(1), s. 1-26

Farrell, M.J. (1957) "The Measurement of Productive Efficiency", Journal of the Royal Statistical Society, Series B (General) 120, s. 253–281

Fiskeri- og kystdepartementet (2009) "Strategi for en miljømessig bærekraftig havbruksnæring"

Fiskeridirektoratet (2007) "Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon, laks og regnbueørret 2006"

Fiskeridirektoratet (2008) "Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon, laks og regnbueørret 2007"

Fiskeridirektoratet (2009) "Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon, laks og regnbueørret 2008"

Fiskeridirektoratet (2010) "Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon, laks og regnbueørret 2009"

Fiskeridirektoratet (2011) "Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon, laks og regnbueørret 2010"

Fiskeridirektoratet (2012) "Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon, laks og regnbueørret 2011"

Fiskeridirektoratet (2013) "Lønnsomhetsundersøkelse for produksjon av laks og regnbueørret 2012"

Fiskeridirektoratet (2014), "Lønnsomhetsundersøkelse for produksjon av laks og regnbueørret 2013"

Fiskeridirektoratet (2014b) "Nøkkeltall for norsk havbruksnæring 2013"

Fixdal, J. (2012) "Fremtidens lakseoppdrett", Teknologirådet, Rapport 1(2012)

Fried, H.O., Knox Lovell, C.A. og Schmidt, S.S. (2008), "The Measurement of Productive Efficiency and Productivity Change", Oxford Scholarship Online

Färe, R., Grosskopf, S., Lindgreen, B. og Roos, P. (1992) "Productivity Changes in Swedish Pharmacies 1980–1989: A Non-Parametric Malmquist Approach", The Journal of Productivity Analysis, 3(1/2), s. 85–101

Färe, R., Grosskopf, S., Norris, M. Og Zhang, Z. (1994) "Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrial countries", American Economic Review, 84, s. 66-83

Halkos, G.E. og Tzeremes, N.G. (2013) "Estimating the degree of operating efficiency gains from a potesional bank merger and acquisition: A DEA bootstrapped approach", Journal of Banking & Finance, 37(5), s. 1658-1668

- Hansen, T-A. og Hansen, T.L. (2008) ”Effektivitetsanalyse av norsk matfisknæring for 2006, med benchmarking av Lerøy Aurora AS”, Masteroppgave, UiT, Tromsø
- Hjeltnes, B. (2014) ”Fiskehelserapporten 2013”, Veterinærinstituttet, Oslo
- Iversen, A., Andreassen, O., Hermansen, Ø., Larsen, T.A. og Terjesen, B.F. (2013) ”Oppdrettsteknologi og konkurranseposisjon”, Nofima, Rapport 32(2013)
- Johannesen, A., Christoffersen, L. og Tuft, P.A. (2011) ”Forskningsmetode for økonomisk-administrative fag”, 3, Abstrakt forlag AS, Oslo
- Kjeldsen, R.H. og Larsen, K-T. (2008) ”Analyse av kostnadseffektivitet i norsk oppdrett av laks og ørret” Masteroppgave, UiT, Tromsø
- Koopmans, T.C. (1951) ”Analysis of production as an efficient combination of activities”, Activity analysis of Production and Allocation, 13, s. 33-37
- Lagesen, M.P. og Sørensen H.M.S. (2006) ”Effektivitet og produktivitet i norsk matfisknæring for perioden 1996-2000 målt ved bruk av DEA og MPI”, Masteroppgave, UiT, Tromsø
- Malmquist, S. (1953) ”Index Numbers and Indifference Surfaces”, Trabajos de Estadística, 4, s. 209–41
- Marine Harvest (2014) ”Salmon Farming Industry Handbook 2014”
- Nilsen, O.B. (2010) ”Learning-by-doing or technical technological leapfrogging: production frontiers and efficiency measurement in Norwegian salmon aquaculture”, Aquaculture Economics & Management, 14, s. 97-119
- Odeck, J. (2006) ”Identifying traffic safety best practice: an application of DEA and Malmquist indices”, Omega, 34(1), s. 28-40
- Odeck, J. (2009) ”Statistical precision of DEA and Malmquist indices: A bootstrap application to Norwegian grain producers”, Omega, 37(5), s. 1007-1017
- Ray, S.C. og Desli, E. (1997) ”Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrialized countries: Comment”, American Economic Review, 87, s. 1033-1039
- Shephard, R. W. (1953) ”Cost and Production Functions”, Princeton University Press, Princeton.
- Simar, S. og Wilson, P.W. (1998a) ”Productivity Growth in Industrialized Countries”, Discussion Paper 9810, Institut de Statistique, Université Catholique de Louvain, Louvain-la-Neuve, Belgia.
- Simar, S. og Wilson, P.W. (1998b) ”Sensitivity analysis of efficiency scores: how to bootstrap in nonparametric frontier models”, Management Science, 44(1), s. 49-61

Simar, S. og Wilson, P.W. (1999) "Estimating and bootstrapping Malmquist indices", European Journal of Operational Research, 115, s. 459-471

Simar, S. og Wilson, P.W. (2000) "A general methodology for bootstrapping in nonparametric frontier models", Journal of Applied Statistics, 27(6), s.779-802

Staat, M. (2006) "Efficiency of hospitals in Germany: a DEA-bootstrap approach", Applied Economics, 38(19), s. 2255-2263

Stikholmen, N-A. (2010) "Produktivitetsutvikling over tid i oppdrett av laks. En studie av perioden 2001 til 2008 med bruk av DEA og Malmquistindeks", Masteroppgave, UiT, Tromsø

Tollefsen, L.M. (2009) "En effektivitetsanalyse av laksefiskneringen i perioden 2001 – 2006 ved bruk av DEA og Malmquistindeks", Masteroppgave, UiT, Tromsø

Tveteras, R. og Battese, G.E. (2006) "Agglomeration externalities, productivity and technical inefficiency", Journal of Regional Science, 46(4), s. 605-625

Vassdal, T. og Roland, B.E. (1998) "Technical change in the Norwegian salmon aquaculture sector: a Malmquist index approach", A. Eide, T. Vassdal (Eds.), Proceedings of the 9th International Conference of the International Institute of Fisheries Economics and Trade, Tromsø, July 8–11, 1998, s. 404–415

Vassdal, T. og Holst, H.M.S. (2011) "Technical progress and regress in Norwegian salmon farming: a Malmquist index approach", Marine Resource Economics, 26(4), s. 329-341

Wheelock, D.C. og Wilson, P.W. (1999) "Technical progress, inefficiency, and productivity change in U.S. banking, 1984-1993", Journal of Money, Credit, and Banking, 31, s. 212-234

Websider:

Laks er viktig for Norge (2014) "Eksportsuksess for norsk laks", Hentet fra: <http://laks.no/Informasjon/Artikler/Eksportsuksess-for-norsk-laks/> [14.04.2015]

Lov om akvakultur, Lov av 17. juni 2005 nr. 79, "Akvakulturloven", Hentet fra: <https://lovdata.no/dokument/NL/lov/2005-06-17-79> [22.01.2015]

Statistisk sentralbyrå [1] "Fiskeoppdrett. Slakta mengd laks. Tonn rund vekt.", Hentet fra: <http://www.ssb.no/a/aarbok/fig/fig-371.html> [14.01.2015]

Statistisk sentralbyrå [2] "Konsumprisindeksen", Hentet fra: <https://www.ssb.no/statistikkbanken/selectvarval/Define.asp?subjectcode=&ProductId=&MainTable=KPI&nvl=&PLanguage=0&nyTmpVar=true&CMSSubjectArea=priser-og-prisindekser&KortNavnWeb=kpi&StatVariant=&checked=true> [14.04.2014]

Vedlegg

Vedlegg 1. Deskriptiv statistikk for variabler i utvalget 2006-2013

2006	Prod(kg)	Fôr (kg)	Smolt (kr)	Lønn (kr)	Kap (kr)	Annen(kr)
Gj.sn.	4528407	5336007	7521684	6613530	68249301	16690659
Std.av.	7350053	8282210	8847244	12297612	191197624	45218272
Min.	492746	611600	289000	254287	2197530	505541
Maks.	54482166	57944485	58927947	94793470	1511570692	453241395

2007	Prod(kg)	Fôr (kg)	Smolt (kr)	Lønn (kr)	Kap (kr)	Annen(kr)
Gj.sn.	5539949	6858877	12723343	7709808	87965725	118776044
Std.av.	7850739	9365110	15655104	12178157	173851358	37552571
Min.	557125	595525	780000	551880	2285743	665043
Maks.	49375891	52786726	81574208	59797773	1256657502	257197943

2008	Prod(kg)	Fôr (kg)	Smolt (kr)	Lønn (kr)	Kap (kr)	Annen(kr)
Gj.sn.	5641863	7225404	12636983	8366191	112325737	21684843
Std.av.	8475159	11062113	15872950	15161690	242392984	41160031
Min.	565592	460000	1375523	516750	1701855	619554
Maks.	50831128	64846141	103815283	84647039	1847217525	266553391

2009	Prod(kg)	Fôr (kg)	Smolt (kr)	Lønn (kr)	Kap (kr)	Annen(kr)
Gj.sn.	6551976	8364641	13511135	8563395	106827059	24969420
Std.av.	9996944	12144323	15534578	13513738	181499895	47044307
Min.	625411	842000	464946	645750	2715434	313764
Maks.	62555988	64664441	118418238	67696511	1030101692	304265471

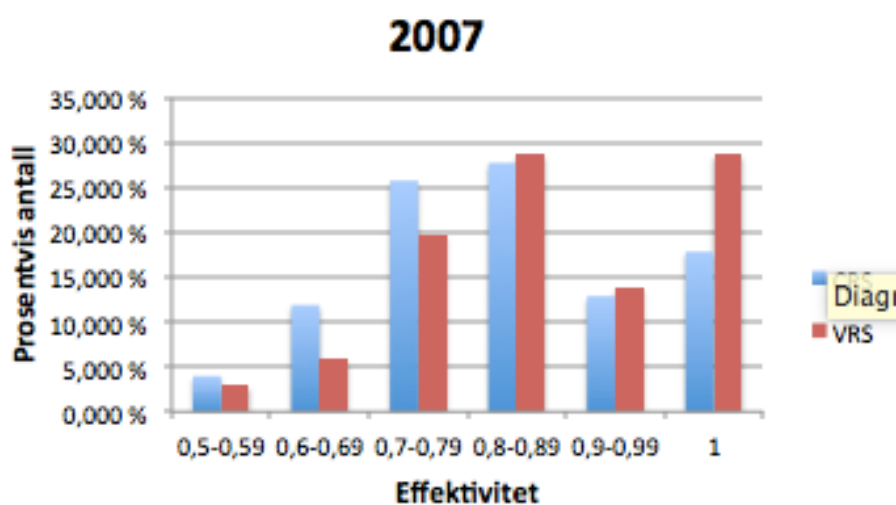
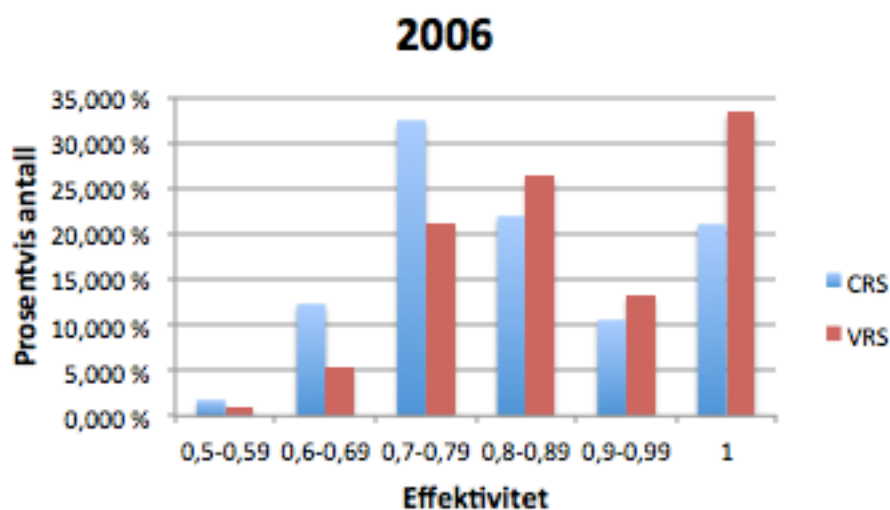
2010	Prod(kg)	Fôr (kg)	Smolt (kr)	Lønn (kr)	Kap (kr)	Annen(kr)
Gj.sn.	6834197	9196630	17064775	11417162	132801743	29530115
Std.av.	9612793	13176747	20487626	17701978	195609515	52801808
Min.	610265	873453	1678957	615000	11383382	1343265
Maks.	54533882	74882471	109978778	76954756	970433657	289442909

2011	Prod(kg)	Fôr (kg)	Smolt (kr)	Lønn (kr)	Kap (kr)	Annen(kr)
Gj.av.	8290720	10451275	20985929	13553583	151762041	36620288
Std.av.	10701983	13567157	25339880	19371758	217004562	66510418
Min.	785803	911000	1595518	1239036	6500768	3001312
Maks.	66524322	85358086	164616361	98548334	1138161286	502019244

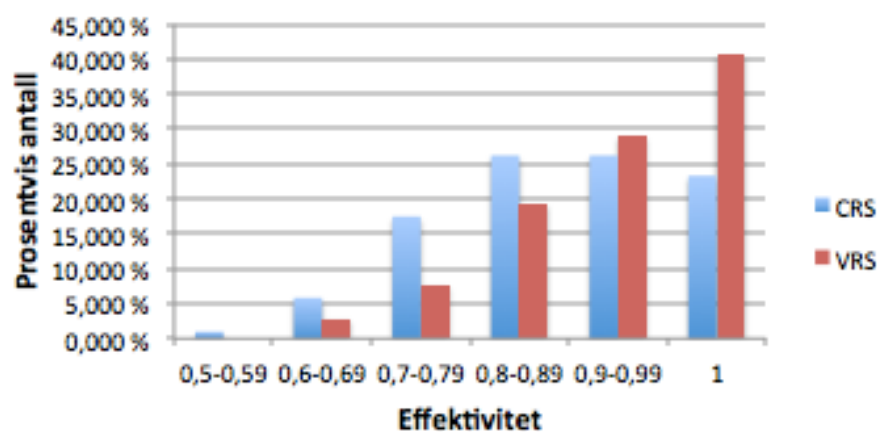
2012	Prod(kg)	Fôr (kg)	Smolt (kr)	Lønn (kr)	Kap (kr)	Annen(kr)
Gj.sn.	9196532	11123324	20860016	13953263	147449656	41818210
Std.av.	11970063	14008776	22859283	20651442	198605339	76006082
Min.	958735	1087887	2800576	713000	5770323	2509947
Maks.	78425968	87724861	151464501	121356361	975022994	449546488

2013	Prod(kg)	Fôr (kg)	Smolt (kr)	Lønn (kr)	Kap (kr)	Annen(kr)
Gj.sn.	10041079	12523465	23045912	17968651	212152856	66225376
Std.av.	13860552	17059394	25953776	27681561	321683906	134317322
Min.	1147315	1720350	2515760	806196	7699861	2725603
Maks.	71407151	85984218	144888305	138989692	1536824245	74848383

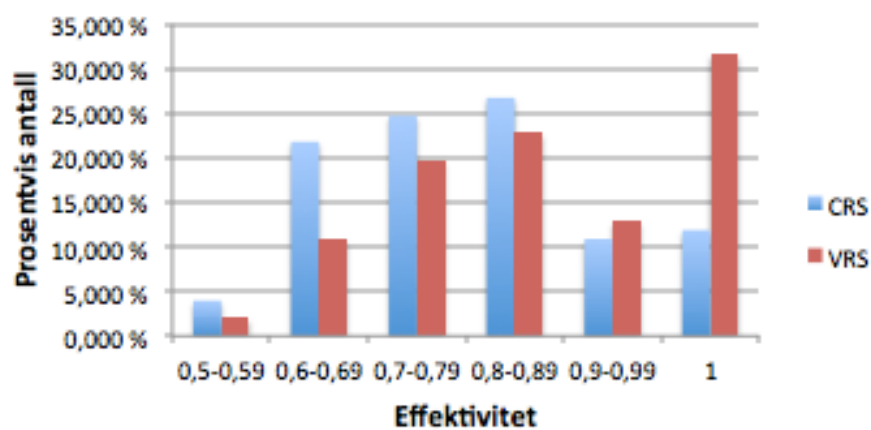
Vedlegg 2. Prosentvis fordeling av effektivitet



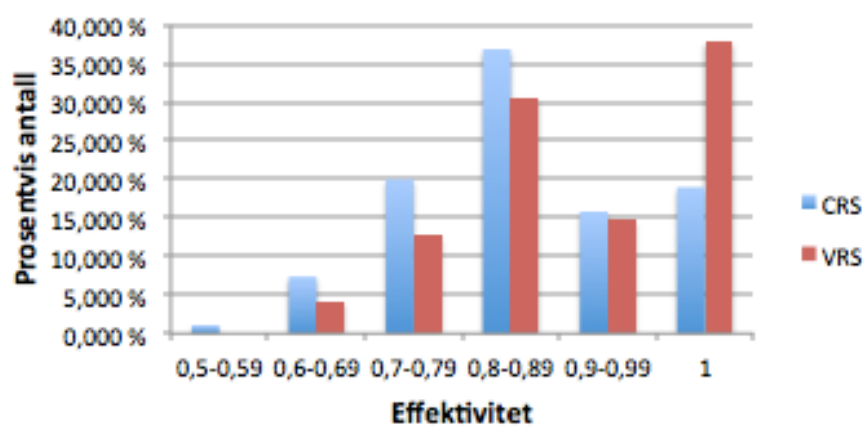
2008



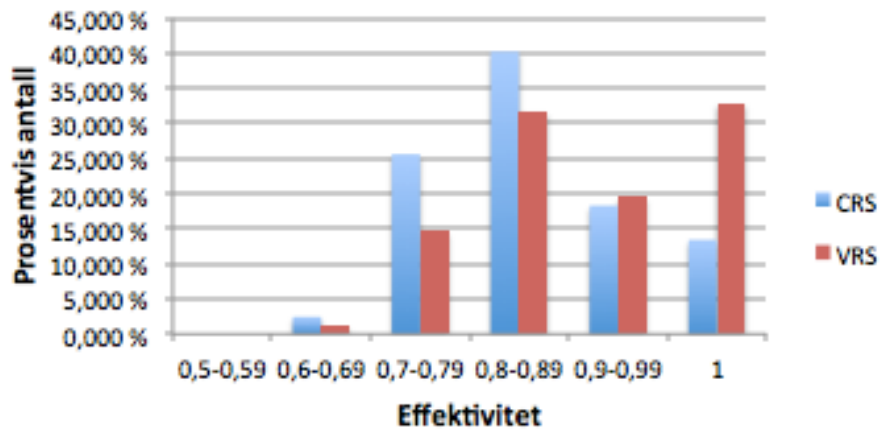
2009



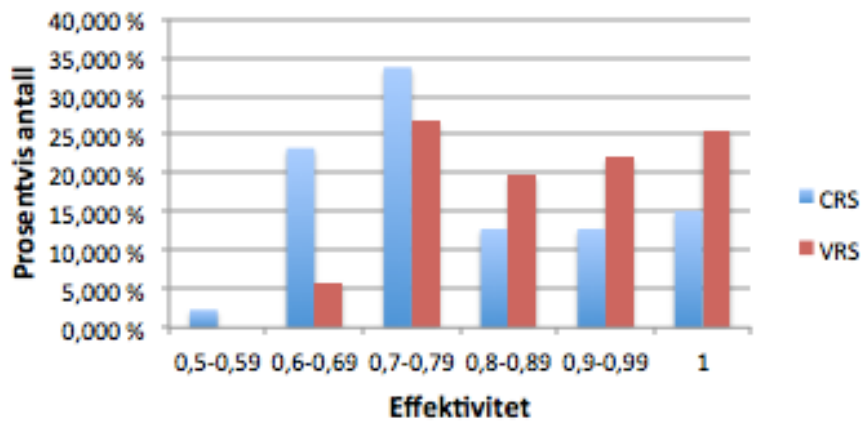
2010



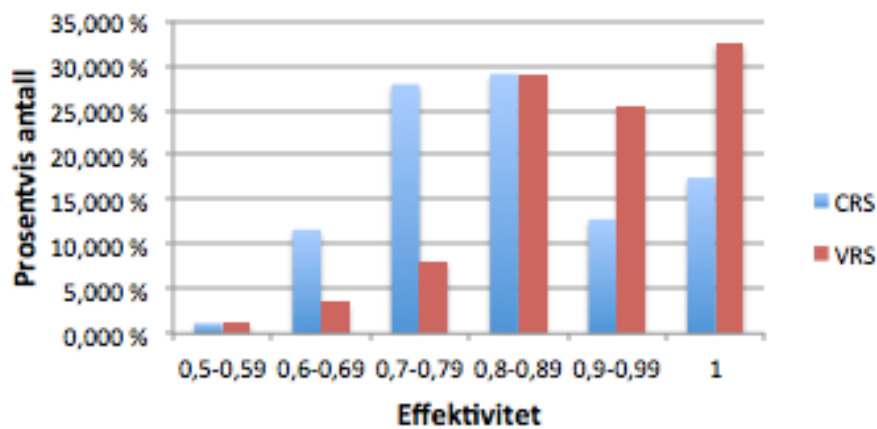
2011



2012



2013



Vedlegg 3. Malmquist produktivitetsindeks med konfidensintervall

Periode	MPI	Øvre konf	Nedre konf
2006-2007	1,002	1,049	0,951
2007-2008	0,961	1,004	0,927
2008-2009	1,020	1,068	0,975
2009-2010**	0,913	0,967	0,878
2010-2011	1,044	1,088	0,996
2011-2012*	1,066	1,111	1,016
2012-2013**	0,933	0,984	0,091
2006-2009	0,952	1,013	0,907
2010-2013	1,007	1,057	0,958
2006-2013**	0,792	0,839	0,754

Periode	Effektivitetsendring	Øvre konf	Nedre konf
2006-2007	1,041	1,138	0,952
2007-2008	1,070	1,098	0,909
2008-2009**	0,912	0,970	0,817
2009-2010*	1,103	1,234	1,022
2010-2011	1,009	1,090	0,925
2011-2012	0,935	1,018	0,836
2012-2013	1,063	1,182	0,954
2006-2009	1,002	1,098	0,909
2010-2013	0,982	1,055	0,876
2006-2013	1,010	1,095	0,910

Periode	Teknologisk endring	Øvre konf	Nedre konf
2006-2007	0,962	1,035	0,897
2007-2008**	0,985	0,940	0,831
2008-2009*	1,113	1,226	1,069
2009-2010**	0,827	0,883	0,765
2010-2011	1,033	1,109	0,976
2011-2012*	1,139	1,256	1,060
2012-2013**	0,879	0,970	0,810
2006-2009	0,951	1,045	0,890
2010-2013	1,025	1,128	0,975
2006-2013**	0,783	0,860	0,739

Periode	Ren teknisk eff	Øvre konf	Nedre konf
2006-2007	1,017	1,142	0,890
2007-2008	1,064	1,220	0,978
2008-2009	0,937	1,025	0,815
2009-2010	1,063	1,227	0,953

2010-2011	1,004	1,125	0,888
2011-2012	0,973	1,093	0,884
2012-2013	1,035	1,118	0,921
2006-2009	1,007	1,136	0,883
2010-2013	0,996	1,121	0,879
2006-2013	1,011	1,136	0,898

Periode	Ren teknologisk end	Øvre konf	Nedre konf
2006-2007	0,967	1,072	0,888
2007-2008**	0,883	0,943	0,798
2008-2009*	1,068	1,197	1,015
2009-2010**	0,841	0,918	0,769
2010-2011	1,027	1,132	0,947
2011-2012*	1,090	1,223	1,003
2012-2013**	0,903	0,996	0,823
2006-2009	0,912	1,014	0,843
2010-2013	0,968	1,070	0,903
2006-2013**	0,740	0,827	0,693

Periode	Skalaeffektivitet	Øvre konf	Nedre konf
2006-2007	1,024	1,136	0,947
2007-2008	1,006	1,082	0,922
2008-2009	0,974	1,068	0,904
2009-2010	1,041	1,148	0,953
2010-2011	1,006	1,102	0,925
2011-2012	0,961	1,074	0,878
2012-2013	1,024	1,124	0,920
2006-2009	0,994	1,103	0,907
2010-2013	0,984	1,064	0,887
2006-2013	0,996	1,086	0,903

Periode	Skalateknologi	Øvre konf	Nedre konf
2006-2007	1,004	1,077	0,928
2007-2008	1,029	1,108	0,977
2008-2009	1,048	1,120	0,980
2009-2010	0,993	1,065	0,921
2010-2011	1,016	1,089	0,946
2011-2012	1,055	1,150	0,970
2012-2013	0,985	1,085	0,915
2006-2009	1,055	1,147	0,977
2010-2013*	1,070	1,165	1,005
2006-2013*	1,092	1,173	1,000

Periode	SCH	Øvre konf	Nedre konf
2006-2007*	1,026	1,198	1,070
2007-2008*	1,032	1,260	1,140

2008-2009*	1,016	1,140	1,035
2009-2010*	1,029	1,120	1,067
2010-2011*	1,020	1,162	1,056
2011-2012*	1,000	1,106	1,000
2012-2013*	1,003	1,132	1,015
2006-2009*	1,045	1,279	1,126
2010-2013*	1,050	1,325	1,133
2006-2013*	1,093	1,773	1,456

Vedlegg 4. Script R

```
#Bankertest av variabler
library(Benchmarking)
workdir <- "/Users/matswikeland/Documents/Datasett"
setwd(workdir)
data <- read.csv2("laks2007.csv",header=TRUE,sep=";",dec=",")

xvar <- c(3,4,5,6,7)
x <- data[,xvar]
yvar <- c(2)
y <- data[,yvar]

#Test med flere variabler
x2var <- c(3,4,5,7)
x2 <- data[,x2var]

#Basismodell
F1 <- eff(dea(x,y,RTS="crs",ORIENTATION="in"))
#Alternativmodell
F2 <- eff(dea(x2,y,RTS="crs",ORIENTATION="in"))

TEX <- (sum(F2-1)/length(F2))/(sum(F1-1)/length(F1))
KRI <- qf(.95, 2*length(F1), 2*length(F2))
THN <- (sum((F2-1)^2)/length(F2))/(sum((F1-1)^2)/length(F1))
KRT <- qf(.95, length(F1), length(F2))
```

```
#Supereffektivitet
library(Benchmarking)
workdir <- "/Users/matswikeland/Documents/Datasett"
setwd(workdir)
data <- read.csv2("lakss2006.csv",header=TRUE,sep=";",dec=",")

xvar <- c(3,4,5,6,7)
x <- data[,xvar]
yvar <- c(2)
```

```

y <- data[,yvar]

tevrs<-dea(x,y,RTS="vrs")
effvrs<-tevrs$eff
tecrs<-dea(x,y,RTS="crs")
effcrs<-tecrs$eff
se<-effcrs/effvrs

sdea(x,y, RTS="vrs", ORIENTATION="in")
sdea(x,y, RTS="crs", ORIENTATION="in")

```

```

# Skalautbytte
library(Benchmarking)
workdir <- "/Users/matswikeland/Documents/Datasett"
setwd(workdir)
data <- read.csv2("laks2008.csv",header=TRUE,sep=";",dec=",")

xvar <- c(3,4,5,6,7)
x <- data[,xvar]
yvar <- c(2)
y <- data[,yvar]

F1 <- eff(dea(x,y,RTS="crs",ORIENTATION="in"))
F2 <- eff(dea(x,y,RTS="vrs",ORIENTATION="in"))

K<-length(F1)

plot(sort(F1),(1:K)/K,type="s",ylim=c(0,1),ylab="sannsynlighet", xlab="effektivitetsscore")
lines(sort(F2),(1:K)/K,type="s",lty="dashed")
legend("bottomright",c("F1","F2"),lty=c("solid","dashed"),bty="n")

```

```

#DEA - VRS – CRS – Skalaeffektivitet
library(Benchmarking)
workdir <- "/Users/matswikeland/Documents/Datasett"
setwd(workdir)
data <- read.csv2("laks2006.csv",header=TRUE,sep=";",dec=",")

xvar <- c(3,4,5,6,7)
x <- data[,xvar]
yvar <- c(2)
y <- data[,yvar]

tevrs<-dea(x,y,RTS="vrs")
effvrs<-tevrs$eff
tecrs<-dea(x,y,RTS="crs")

```

```
effcrs<-tecrs$eff
se<-effcrs/effvrs

lambda<-tevrs$lambda
```

```
#Bootstrapping DEA
library(FEAR)
workdir <- "/Users/matswikeland/Documents/Datasett"
setwd(workdir)
data <- read.csv2("laks2006.csv",header=TRUE,sep=";",dec=",")

xvar <- c(3,4,5,6,7)
x <- data[,xvar]
yvar <- c(2)
y <- data[,yvar]

#DEA-VRS analyse
d<-FEAR::dea(t(x),t(y),RTS=1,ORIENTATION=1)
#Resultater av VRS er samme som beregning ved pakken benchmarking
print(1/d,digits=3)
print(mean(1/d),digits=3)
#Bootstrapping av datasettet
b<-boot.sw98(t(x),t(y),RTS=1,ORIENTATION=1,NREP=2000)
1/b$dhat
1/b$dhat.bc
print(mean(1/b$dhat.bc),digits=3)
```

```
#Malmquist med bootstrapping
library(FEAR)
workdir <- "/Users/matswikeland/Documents/Datasett"
setwd(workdir)

data1 <- read.csv2("laks2006.csv",header=TRUE,sep=";",dec=",")
data2 <- read.csv2("laks2007.csv",header=TRUE,sep=";",dec=",")

xvar <- c(3,4,5,6,7)
x1 <- data1[,xvar]
yvar <- c(2)
y1 <- data1[,yvar]
idvar <- c(1)
id1 <- data1[,idvar]

xvar <- c(3,4,5,6,7)
x2 <- data2[,xvar]
yvar <- c(2)
```

```

y2 <- data2[,yvar]
idvar <- c(1)
id2 <- data2[,idvar]

m <- malmquist.components(t(x1),t(y1),t(id1),t(x2),t(y2),t(id2),ORIENTATION=1,NREP=2000)
mpi <- malmquist(LIST=m,alpha=c(0.1,0.05,0.01),CI.TYPE=4)

mid <- mpi$mid
malm <- 1/mpi$malm

eff <- 1/mpi$eff
tech <- 1/mpi$tech
pure.eff <- 1/mpi$pure.eff
scale <- 1/mpi$scale
pure.tech <- 1/mpi$pure.tech
scale.tech <- 1/mpi$scale.tech
sch <- 1/mpi$sch
res <- (cbind(mid,malm,eff,tech,pure.eff,scale,pure.tech,scale.tech,sch))

#Bootstrapping
mid <- mpi$mid
ci.malm <- 1/mpi$ci.malm
ci.eff <- 1/mpi$ci.eff
ci.tech <- 1/mpi$ci.tech
ci.pure.eff <- 1/mpi$ci.pure.eff
ci.scale <- 1/mpi$ci.scale
ci.pure.tech <- 1/mpi$ci.pure.tech
ci.scale.tech <- 1/mpi$ci.scale.tech
ci.sch <- 1/mpi$ci.sch
ci.res <- (cbind(mid,ci.malm,ci.eff,ci.tech,ci.pure.eff,ci.scale,ci.pure.tech,ci.scale.tech,ci.sch))

out<-(cbind(mid,res,ci.res))
write.csv2(out,file="res_laks0607.csv")
write.csv2(mid,file="res_laks0607mid.csv")

```