



Uit

NORGES  
ARKTISKE  
UNIVERSITET

Handelshøgskolen

# Effektivitet og produktivetsanalyse av norsk lakseoppdrettsnæring i perioden 2009-2014

*Med benchmarking av Grieg Seafood Finnmark AS*

---

**Christoffer Kames**

*Masteroppgave i økonomi og administrasjon - mai 2016*





## **Førord**

Med denne masteroppgaven avslutter jeg min femårige økonomiutdanning ved Handelshøgskolen, UiT Norges arktiske universitet.

En spesiell takk går til min veileder ved Handelshøgskolen, førsteamanuensis Helen Marita Sørensen Holst, for konstruktiv hjelp, solid oppfølging og god støtte. Jeg er takknemlig for kunnskapen og erfaringen hun har meddelt for å løfte oppgaven.

I forbindelse med at Grieg Seafood Finnmark AS har vært en viktig del av oppgaven ønsker jeg å takke fabrikk sjef Roger Pedersen og produksjonssjef Randi Rydland for god støtte og nødvendig informasjon.

## Sammendrag

Denne oppgaven belyser hvordan effektiviteten og produktivitet utviklingen i norsk lakseoppdrettsnæring har vært i perioden 2009-2014. Samtidig er det blitt sett nærmere på Grieg Seafood Finnmark AS, der virksomheten er blitt benchmarket opp mot de mest effektive selskapene i markedet.

Datamaterialet som danner grunnlaget for analysen er hentet fra Fiskeridirektoratets årlige lønnsomhetsundersøkelser. I disse undersøkelsene er dataen anonymisert slik at man ikke kan vite hvem de ulike selskapene er. Denne oppgaven har lokalisert Grieg Seafood i dette datasettet, og er noe som har blitt gjort med tillatelse og oppfordring fra selskapet selv.

Effektivitetsanalysen er blitt utført ved bruk av Data Envelopment Analysis og produktivitet utviklingen ble estimert ved bruk av Malmquist produktivitetsindeks. For å tilegne analysene statistiske egenskaper ble det gjort hypotesetester for modellen i analysen, samt bootstrapping for å estimere sannsynlighetsfordelingen og finne den teknisk mulige fronten. Forskningsmodellen består av fem inputvariabler og en outputvariabel.

Inputvariablene er fôrforbruk, smoltvekt, betalte arbeidstimer, utnyttet kapasitet og andre driftskostnader, mens outputvariabelen består av produsert mengde laks. Dataprogrammet som ble brukt for analysene var «R», versjon 3.2.3 og 2.15.3, med pakkene «Benchmarking» og «FEAR».

For å benchmarke Grieg Seafood ble det gjort en kombinasjon av prestasjons- og konkurrentbenchmarking. Benchmarkingen baseres på resultatene fra effektivitetsanalysen, der innsatsfaktorbruken til referanseenheter danner grunnlaget for sammenligning.

Resultatene viser at effektiviteten har vært relativt stabil gjennom perioden på ca. 90 %. For perioden 2009-2014 har produktivitet utviklingen hatt en tilbakegang på 15 %, noe som bekrefter at næringen ikke bare har stagnert som framhevet i tidligere forskning, men også trukket seg tilbake. Resultatene fra benchmarkingen av Grieg Seafood viser at det særlig var faktorene «betalte arbeidstimer» og «utnyttet kapasitet» som hadde størst forbedringspotensial.

*Nøkkelord: Benchmarking, Data Envelopment Analysis, Malmquist produktivitetsindeks, produktivitet utvikling, effektivitet, lakseoppdrett.*

# Innholdsfortegnelse

Forord .....	ii
Sammendrag .....	iii
Innholdsfortegnelse .....	iv
Figurer .....	vii
Tabeller.....	viii
1 Innledning.....	1
1.1 Bakgrunn .....	1
1.2 Problemstilling.....	2
1.3 Avgrensinger .....	4
1.4 Oppgavens struktur.....	4
2 Oppdrettsnæringen .....	6
2.1 Norsk lakseoppdrettsnæring .....	6
2.2 Regulering av næringen.....	7
2.3 Produksjonsprosessen.....	8
2.4 Sykdommer, rømming og miljøpåvirkning .....	10
2.5 Lønnsomhets- og kostnadsutviklingen .....	11
2.6 Markedet og konkurransesituasjonen .....	13
2.7 Presentasjon av Grieg Seafood Finnmark AS .....	15
3 Tidligere forskning.....	17
3.1 Forskning på benchmarking .....	17
3.2 Forskning på effektivitet og produktivitet .....	18
3.2.1 Forskning på effektivitet og produktivitet i lakseoppdrettsnæringen .....	19
4 Teori .....	21
4.1 Benchmarking.....	21
4.2 Effektivitet og produktivitet .....	22
4.2.1 Teknisk- og allokeringseffektivitet .....	23
4.2.2 Produksjonsteknologi.....	25
4.2.3 Skalaeffektivitet .....	26
4.2.4 Produktivitetsendringer.....	28
4.3 Data Envelopment Analysis .....	29
4.3.1 CCR-modellen .....	31
4.3.2 BCC-modellen .....	33

4.3.3	Skala ineffektivitet – tiltagende eller avtagende skalautbytte.....	34
4.3.4	Slakk .....	34
4.3.5	Supereffektivitetsmodellen .....	35
4.4	Malmquist produktivitetsindeks .....	37
4.4.1	Effektivitetsendring og teknologisk endring.....	38
4.4.2	Kilder til produktivitetsendring under forutsetning om VRS .....	39
4.5	Statistiske metoder.....	40
4.5.1	Modelltesting .....	40
4.5.2	Bootstrapping .....	42
5	Forskningsmetode .....	46
5.1	Forskningsdesign .....	46
5.2	Datainnsamling og utvalg .....	46
5.3	Reliabilitet og validitet .....	47
5.4	Forskningsmodell .....	48
5.5	Operasjonalisering av variablene.....	49
5.6	Priskorrigerer for variabelen «andre driftskostnader».....	51
5.7	Analyse av data.....	52
5.7.1	Statistiske metoder .....	52
5.7.2	Benchmarking av Grieg Seafood Finnmark AS .....	52
5.8	Outliers .....	53
5.9	Modelltesting og valg av modell .....	55
6	Analyse og resultater .....	57
6.1	Analyse og resultater fra Data Envelopment Analysis .....	57
6.1.1	Effektiviteten ved forutsetning om konstant skalautbytte.....	57
6.1.2	Effektiviteten ved forutsetning om variabelt skalautbytte .....	58
6.1.3	Skalaeffektiviteten .....	59
6.1.4	Bootstrapping og konfidensintervaller for DEA.....	61
6.2	Analyse og resultater fra Malmquist produktivitetsindeks.....	62
6.2.1	Forutsetning om CRS – Endring i effektivitet og teknologi .....	63
6.2.2	Forutsetning om VRS – Endring i effektivitet, teknologi og skala.....	65
6.2.3	Konfidensintervaller for MPI ved bruk av bootstrapping .....	66
6.3	Benchmarking av Grieg Seafood.....	67
6.3.1	Analyse og resultater fra DEA og MPI.....	68
6.3.2	Benchmarking av inputfaktorene opp mot referanseenheter .....	71

6.3.3	Benchmarking av Grieg Seafood Finnmark AS opp mot GSFR .....	73
7	Diskusjon og konklusjon .....	76
7.1	Diskusjon rundt analysene og resultatene for DEA.....	76
7.2	Diskusjon rundt analysene og resultatene for MPI.....	78
7.3	Diskusjon rundt benchmarkingen av Grieg Seafood .....	80
7.4	Konklusjon.....	82
7.5	Videre forskning .....	84
8	Referanseliste .....	85
9	Vedlegg .....	94
9.1	Vedlegg 1: Deskriptiv statistikk for variablene (endelig utvalg til analyse) .....	94
9.2	Vedlegg 2: Scripts som ble brukt under analysen .....	95
9.3	Vedlegg 3: Oversikt over outliers og DMUer som ble fjernet fra datasettene .....	98
9.4	Vedlegg 4: Konfidensintervallene til MPI komponentene under VRS .....	98
9.5	Vedlegg 5: MPI konfidensintervallene til Grieg Seafood .....	99

## Figurer

Figur 1. Solgt mengde av slaktet laks i Norge fra 1992 – 2014.....	6
Figur 2. Verdikjeden til lakseoppdrettsnæringen .....	8
Figur 3. Gjennomsnittlig fortjeneste per kg laks og driftsmargin fra 1992-2014 .....	11
Figur 4. Gjennomsnittlig salgspris og produksjonskostnad per kg laks fra 1992-2014.....	12
Figur 5. Eksport av norsk laks i 2014 fordelt på land .....	14
Figur 6. Oversikt over selskapene til Grieg Seafood .....	15
Figur 7. Oversikt over produksjonsanleggene til Grieg Seafood Finnmark AS .....	16
Figur 8. Teknisk- og allokeringseffektivitet.....	24
Figur 9. Skalaeffektivitet.....	27
Figur 10. Supereffektivitet .....	36
Figur 11. Bias-korrigert bootstrap front og DEA front .....	44
Figur 12. Forskningsmodell .....	49
Figur 13. Aggregert produsert mengde laks og supereffektivitetsscore for 2014.....	55
Figur 14. Effektivitetsscore for 2009-2014 under CRS og VRS.....	59
Figur 15. Aggregert produsert mengde laks og skalaeffektivitet for 2009 .....	60
Figur 16. Aggregert produsert mengde laks og skalaeffektivitet for 2014 .....	60
Figur 17. Oversikt over produktivitetsscoren til DMUene for perioden 2009-2014.....	64
Figur 18. Antall DMUer med framgang og tilbakegang oppgitt i prosent.....	65
Figur 19. Effektivitetsscore til Grieg Seafood under forutsetning om VRS .....	69
Figur 20. MPI-score til Grieg Seafood.....	71
Figur 21. Forholdet mellom inputfaktorene til GSFF og GSFR under benchmarkingen .....	75

## Tabeller

Tabell 1. Konsumprisindeksen fra 2009 til 2014 .....	51
Tabell 2. Antall outliers som ble fjernet fra datasettene .....	54
Tabell 3. Teststatistikk for modell med og uten variabelen «utnyttet kapasitet».....	56
Tabell 4. Gjennomsnittlig effektivitetsscore ved forutsetning om CRS .....	57
Tabell 5. Gjennomsnittlig effektivitetsscore ved forutsetning om VRS .....	58
Tabell 6. Gjennomsnittlig skalaeffektivitetsscore .....	59
Tabell 7. Antall DMUer med tiltagende og avtagende skalautbytte .....	61
Tabell 8. Gjennomsnittlig bootstrap score med konfidensintervaller .....	62
Tabell 9. Gjennomsnittlig MPI og dens komponenter ved forutsetning om CRS .....	63
Tabell 10. Gjennomsnittlig MPI og dens komponenter ved forutsetning om VRS .....	65
Tabell 11. MPI og dens konfidensintervaller .....	66
Tabell 12. Konfidensintervallene til MPI komponentene under CRS .....	67
Tabell 13. Effektivitetsscore og Bootstrap-score til Grieg Seafood.....	68
Tabell 14. MPI-score til Grieg Seafood .....	70
Tabell 15. Referanseenhetene til Grieg Seafood .....	72
Tabell 16. Differansen mellom faktisk og optimal inputmengde for Grieg Seafood.....	72
Tabell 17. Forholdet mellom input og output for GSF opp mot referanseenhetene .....	73
Tabell 18. Forholdet mellom input og output for GSFF og GSFR .....	74



# 1 Innledning

## 1.1 Bakgrunn

Lakseoppdrettsnæringen har hatt en formidabel produksjons- og salgsvekst de siste tiårene, og denne trenden ser verken ut til å snu eller stagnere. I 2014 ble det solgte 1,26 millioner tonn laks til en verdi av 41,8 milliarder kroner, som tilsvarer en økning på hhv. 7,7 % og 10,3 % sammenlignet med 2013 (Statistisk sentralbyrå, 2015) [1]. Det ble eksportert nesten en million tonn laks, noe som er interessant med tanke på importforbudet som Russland innførte ovenfor EU/EØS i august 2014. Dette underbygger at norsk oppdrettsnæring er omstillingsdyktig, men også at det er stor global etterspørsel etter laks (Norges sjømatråd, 2015) [2].

Media og samfunnet for øvrig har vist stor interesse i oppdrettsnæringen, både på godt og vondt. Oppdrettsbransjen har vært en viktig bidragsyter når det kommer til økonomisk vekst og verdiskapning. En del av dette er den lokale sysselsettingen, og da spesielt med tanke på mindre lokalsamfunn som i mange tilfeller er avhengige av arbeidsplassene som skapes (Andreassen og Robertsen, 2014). I tillegg til disse direkte virkningene bidrar også næringen til positive ringvirkninger i andre næringer. Dette gjelder særlig for industribransjen som selger ressurser og varer til oppdrettsselskapene (der mesteparten består av fôr).

Oppdrettsnæringen har på den andre siden slitt mye med oppbygging av omdømme de siste årene, som i hovedsak skyldes lakselus og rømming av laks (NRK, 2011) [3]. Næringen jobber kontinuerlig med måter å forhindre at disse problemene inntreffer. Blant annet kan det henvises til EcoNet (AKVA group, u.å.) [4] som er en relativt ny løsning på slitesterke nøter som skal forhindre rømming av laks.

På verdensmarkedet er Norge både den største produsenten og eksportøren av oppdrettslaks. De største konkurrentene er Chile etterfulgt av Storbritannia og Canada (Marine Harvest, 2015). For å opprettholde denne posisjonen er Norge avhengig av å fortsette med å være konkurransedyktig, noe som er en utfordring når kostnadsnivået i Norge er så høyt. For å være konkurransedyktig er det derfor viktig å kartlegge effektiviteten til oppdrettsbransjen, som sier noe om i hvilken grad bransjen klarer å øke produksjonen uten å benytte seg av flere ressurser (Farrell, 1957) eller i hvilken grad det kan benyttes færre ressurser for å produsere samme produksjonsmengde. Konkurransesituasjonen er naturligvis også til stedet mellom selskapene i Norge, som fra 2006 til 2014 har hatt en reduksjon fra 226 til 147 selskaper

(Fiskeridirektoratet, 2015) [5]. Dette underbygger at mange selskaper enten har fusjonert eller blitt kjøpt opp de siste årene. Effektivitetsanalyser er derfor også viktige for å kunne sammenligne de norske selskapene opp mot hverandre i en stadig tilspisset konkurransesituasjon.

Selv om det har vært stor vekst de siste årene, viser tidligere forskning at lakseoppdrettsnæringens produktivitetsutvikling stagnerte og avtok i perioden 2005 til 2008 (Vassdal og Holst, 2011; Asche et al., 2013). Dette ble tolket som at næringen var kommet til en moden fase der de etablerte selskapene ville få vanskeligheter med å øke produktiviteten ytterligere. Nyere forskning (Wikeland, 2015) støtter at lakseoppdrettsnæringen har nådd en moden alder og viser til at produktivitetsutviklingen i tillegg har hatt en tilbakegang fram mot 2013, noe som tilsier at det kan ligge utfordringer i vente for næringen.

## **1.2 Problemstilling**

Oppgavens formål er å se på hvordan effektiviteten og produktivitetsutviklingen har vært for norsk lakseoppdrett de siste årene. Som en del av dette vil det også bli sett på i hvilken grad størrelsen av selskapene har hatt betydning for hvordan effektiviteten har vært. Samtidig ønsker oppgaven å se nærmere på Grieg Seafood Finnmark AS (GSFF) som vil bli sammenlignet opp mot de mest effektive selskapene i bransjen, slik at det blir mulig å identifisere faktorer og utfordringer de kan gjøre noe med for å øke effektiviteten. Det skal komme fram at inkluderingen av GSFF ble oppfordret av selskapet selv og er i hovedsak årsaken til at det har vært mulig å samarbeide med dem som en del av oppgaven. Et nærmere fokus på et selskap fra Finnmark er i tillegg interessant blant annet fordi Finnmark er den største regionen og har et stort vekstpotensial basert på at konsesjonene enda ikke er fullt utnyttet. Samtidig har også Finnmark færrest antall selskaper sammenlignet med de andre fylkene (Fiskeridirektoratet, 2015) [5]. GSFF har hovedkontor i Alta og er del av Grieg Seafood konsernet som er en av de ledende og største aktørene av oppdrettslaks i verden.

Problemstillingen som ønskes belyst i denne oppgaven er todelt og beskrives som følgende:

1. Hvordan har effektiviteten og produktivitetsutviklingen i norsk lakseoppdrettsnæring vært i perioden 2009-2014, og hvilken betydning har det hatt for næringen?
2. Hvor effektiv er Grieg Seafood Finnmark AS sammenliknet med de andre selskapene i bransjen, og hvilke faktorer kan eventuelt bidra til størst forbedringspotensial?

Denne oppgaven ønsker gjennom problemstillingen å finne svar på om den negative produktivitetsutviklingen fram mot 2013 (Wikeland, 2015) har forandret seg fram til 2014, samtidig som det vil komme fram om resultatene fra tidligere forskning (fra år 2009 til 2013) viser seg å stemme. I tillegg ønsker problemstillingen å finne svar på hvilke skala egenskaper selskapene har, slik at man kan si noe om hva størrelsen på selskapene har å si for deres effektivitet. Datamaterialet for 2015 vil ikke bli tilgjengeliggjort fra Fiskeridirektoratet før i slutten av 2016, slik at 2014 blir siste tilgjengelig data. 2009 er blitt valgt som startår for å få en god historisk oversikt over effektiviteten og produktivitetsutviklingen. Problemstillingen ønsker også å gjøre en benchmarking av Grieg Seafood Finnmark AS, for å finne svar på hva virksomheten bør fokusere på for å oppnå høyere effektivitet.

Problemstillingen vil bli belyst ved hjelp av Data Envelopment Analysis (DEA) (Charnes et al., 1978) og Malmquist produktivitetsindeks (MPI) (Caves et al., 1982), som begge er ofte anvendte metoder i forskningssammenheng. DEA er en ikke-parametrisk, deterministisk metode som ofte anvendes for å analysere effektiviteten blant enheter som opererer i samme bransje og har lik produksjonsprosess (samme input og output). For å kunne gjøre beregningene benytter metoden seg av lineær programmering, som er en matematisk fremgangsmåte. En alternativ metode som også er mye brukt i effektivitetsforskning er stokastisk front analyse (SFA) (Aigner et al., 1977). Dette er en parametrisk stokastisk metode som anvender en økonometrisk fremgangsmåte. Årsaken til at DEA metoden er valgt framfor SFA for å belyse problemstillingen, hviler på at DEA har færre restriksjoner *a priori*, noe som deriblant innebærer at det ikke forutsettes noen funksjonell form på produksjonsfunksjonen (den effektive fronten).

I denne oppgaven blir det gjort en DEA-analyse av hele lakseoppdrettsnæringen for så å benchmarke Grieg Seafood Finnmark AS, noe som følger samme tankegang som Hansen og Hansen (2008). I tillegg gjøres det også en produktivetsanalyse vha. MPI der det ses på en periode over flere år, slik det er gjort i andre oppgaver som for eksempel Lagesen og Sørensen (2006) og Vassdal og Holst (2011). DEA modellene vil også bli testet med statistiske egenskaper, noe som er blitt vanligere å gjøre i relativt ny forskning (se f. eks. Asche et al., 2013, Wikeland, 2015 og Holst, 2016). Denne oppgaven skiller seg fra tidligere oppgaver ved at det først og fremst er nyere data (for år 2014), men også ved at det blir sett nærmere på Grieg Seafood som blir benchmarket opp mot de mest effektive selskapene i bransjen. I tillegg vil det bli benyttet nye sammensetninger av inputvariabler sammenlignet med mye av tidligere forskning, noe som gjøres for å få de fleste variablene i fysiske verdier (ikke priser).

### **1.3 Avgrensinger**

Ettersom tiden er en knapp faktor vil det medføre avgrensinger på hva oppgaven vil kunne inneholde. Den mest sentrale avgrensingen er at analysen kun tar for seg matfiskdelen i verdikjeden/produksjonsprosessen. Forenklet kan man dele inn fiskeoppdrett i settefisk og matfisk, mens hele verdikjeden kan gjengis som en prosess fra klekkeri til yngelproduksjon, smoltproduksjon, matfiskproduksjon, slakteri, og til slutt salg og/eller eventuelt videreforedling. Dermed ville man kunne fått et mer robust og helhetlig analysebilde om man hadde inkludert andre deler av verdikjeden (spesielt om man hadde inkludert settefiskdelen, som består av smoltproduksjon). I tillegg vil andre aktiviteter, som for eksempel markedsføring, ikke være inkludert i analysen.

Det ville vært ønskelig å kunne målt effektiviteten i norsk lakseoppdrett i Finnmark, slik at Grieg Seafood kunne blitt benchmarket både nasjonalt og regionalt. Dette lar seg ikke gjøre på bakgrunn av at Fiskeridirektoratet anonymiserer datamaterialet samtidig som dataen ikke oppgis på fylkesnivå. Om man hadde sammenlignet selskapene på regional basis ville det gitt bedre innsikt i hvor stor effektivitetsforskjellene er mellom de ulike regionene, samt bedre innsikt om i hvilken grad temperatur og lysforhold er av betydning (som kan være svært forskjellig mellom Nord- og Sør-Norge).

### **1.4 Oppgavens struktur**

For å belyse problemstillingen er oppgaven strukturert slik i det videre:

Kapittel 2 gjør en presentasjon og redegjørelse for oppdrettsnæringen. Dette inkluderer en gjennomgang av produksjonsveksten, næringens reguleringer, produksjonsprosessen, miljøpåvirkninger, lønnsomhets- og kostnadsutviklingen, samt konkurransesituasjonen. I tillegg vil det bli gjort en presentasjon av Grieg Seafood Finnmark AS som er en sentral del av oppgaven.

Kapittel 3 gir en oversikt og gjennomgang over tidligere forskning. Det blir først gitt en overordnet gjennomgang av benchmarking. Deretter snevres det videre inn mot effektivitet og produktivitet, for så å gå ytterligere inn mot effektivitet og produktivitet i lakseoppdrettsnæringen.

Kapittel 4 beskriver oppgavens teoretiske referanseramme. Her blir det presentert teori rundt benchmarking, effektivitet og produktivitet, DEA, MPI og statistiske metoder.

Kapittel 5 presenterer forskningsmetoden og -designet som er brukt for å konstruere oppgaven. Først blir det gitt en presentasjon av forskningsdesign, datainnsamling og utvalg. Deretter blir reliabilitet, validitet, forskningsmodell og operasjonalisering av variablene gjennomgått. Videre blir det gjort en kort redegjørelse for hvordan dataen vil bli analysert. Til slutt presenteres outliers (uteliggere) og modelltesting for valg av modell.

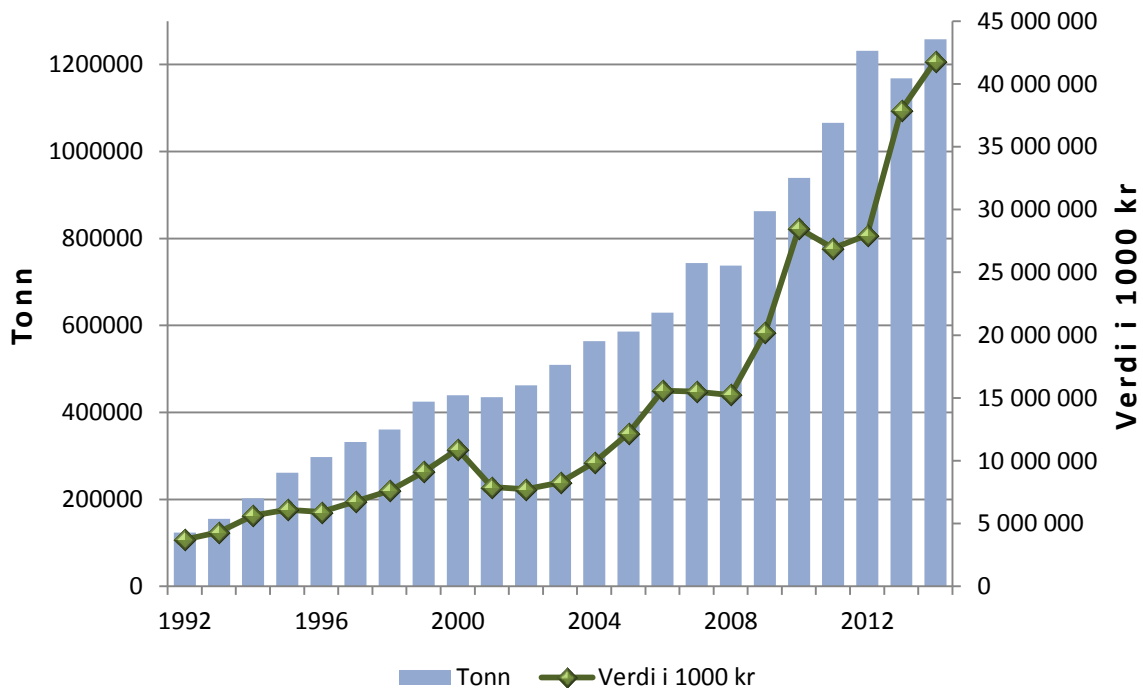
Kapittel 6 tar for seg analysedelen og resultatene. Dette kapitlet er delt inn i tre hoveddeler, som utgjør DEA, MPI og benchmarking av Grieg Seafood.

Kapittel 7 gjør en diskusjon på bakgrunn av resultatene fra kapittel 6 og som videre kommer med en oppfølgende konklusjon. Kapitlet avsluttes med forslag til videre forskning.

## 2 Oppdrettsnæringen

### 2.1 Norsk lakseoppdrettsnæring

Lakseoppdrettsnæringen startet i Norge i 1969 da brødrene Grøntvedt satte ut laksesmolt i sjøen på Hitra. Dette førte til gjennombruddet for næringen, som for alvor startet på begynnelsen av 70-tallet. Fram til i dag har næringen hatt en formidabel vekst som har utviklet seg til å bli den største innen norsk sjømatnæring. Dette illustreres i figur 1 nedenfor som viser solgt mengde av slaktet laks i Norge fra 1992 til 2014. De blå søylene viser mengden i tonn, mens den grønne linjen viser den nominelle verdien av slaktet mengde.



**Figur 1. Solgt mengde av slaktet laks i Norge fra 1992 – 2014**

Kilde: Statistisk sentralbyrå (2016) [6].

Denne veksten har vært viktig ikke bare for norsk oppdrettsnæring, men også for Norge som nasjon. Om man ser bort fra industrimarkedet der Statoil og Norsk Hydro er godt kjent internasjonalt, så er norsk laks sannsynligvis det nærmeste man kommer en nasjonal merkevare med internasjonalt omdømme (Skjæveland og Kleppe, 1999; Innovasjon Norge, 2011). Det understrekes at laksearten som oppdrettes i Norge er atlantisk laks, og at «norsk laks» er atlantisk laks som kommer fra Norge.



## 2.2 Regulering av næringen

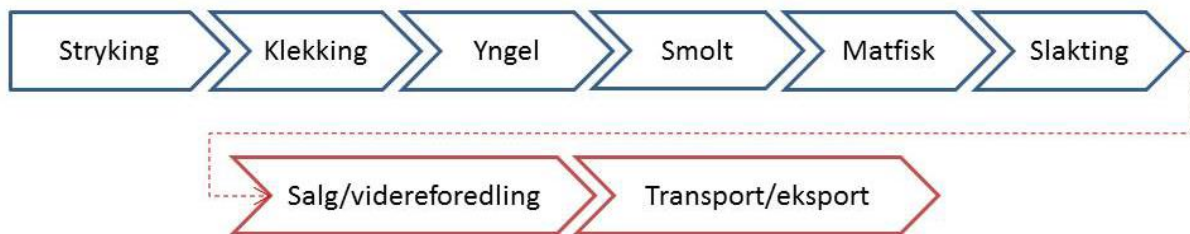
Oppdrettsbransjen er en næring som er sterkt regulert av lovverket som omhandler akvakultur og blir i hovedsak kontrollert av Fiskeridirektoratet som er underlagt Nærings- og fiskeridepartementet. I henhold til akvakulturloven § 4 (2005) [7] kan ingen drive med oppdrett uten å eie tillatelse i akvakulturregisteret, og videre iht. § 5 gir en slik tillatelse rett til å produsere bestemte arter (deriblant laks) på avgrensede lokaliteter (geografiske områder). Disse tillatelsene (eller konsesjonene) er begrenset i antall og kan derfor være svært vanskelig å få tildelt, spesielt på bakgrunn av at etterspørselen er så stor. Fram til 1991 var det kun lov for selskapene i bransjen å eie én slik tillatelse hver. Da denne begrensningen opphørte slik at selskapene kunne eie flere tillatelser førte dette til et paradigmeskifte der mange av småselskapene før 1991 fram til i dag er blitt til store selskaper, der noen er blitt børsnoterte selskaper på Oslo børs. Som en naturlig del av dette har mange av de mindre selskapene fusjonert eller blitt kjøpt opp av de større, slik at antall selskaper har blitt kraftig redusert fra 1991 og fram til i dag.

Tillatelsene blir produksjonsregulert ved hjelp av maksimalt tillatt biomasse (MTB) (Fiskeridirektoratet, 2014) [8]. Biomasse defineres i akvakulturdriftsforskriften § 4g (2008) [9] som «den til enhver tid stående mengde av levende fisk (målt i kilogram eller tonn)». MTB blir regulert og avgrenset på to ulike nivå. Det første er lokalitetsnivå og det andre er selskapsnivå. Selskapet som har fått tildelt tillatelse kan ikke på noen tidspunkt overstige MTB på selskapsnivå, og må samtidig forholde seg til at MTB ikke kan overstige den fastsatte MTB til hver enkelt lokalitet. En standard tillatelse til produksjon av laks er på 780 tonn, mens den i Finnmark og Troms er på 945 tonn. Grunnen til økningen i Finnmark og Troms er blant annet fordi det er kaldere temperaturer i sjøen som medfører lavere tilvekst. Forholdet mellom tillatelse og lokalitet er i utgangspunktet at et selskap kan ha opptil fire lokaliteter til hver tillatelse.

For å måle og kontrollere at MTB ikke overskrides telles fisken på stasjonene der den behandles. De viktigste stasjonene er blant annet ved vaksinerings- og settefiskanlegg, telling inn og ut av brønnbåt, samt telling av dødfisk under produksjon. Årsaken til at MTB måles og kontrolleres på denne måten er fordi det enda ikke er tilgjengelig teknologi som evner å måle mengde levende fisk i sanntid på en tilfredsstillende måte. Det presiseres at oppdrettsselskapene er lovpålagt å rapportere disse opplysningene til myndighetene.

## 2.3 Produksjonsprosessen

Før oppdrettslaksen er ferdig slaktet og klar til salg må den igjennom en lang produksjonsprosess. Denne prosessen varierer mellom 24 og 40 måneder (Marine Harvest, 2015), og følger verdikjeden til næringen. Det kan være store variasjoner mellom hvor mye av verdikjeden de ulike oppdrettselskapene har direkte kontroll over (vertikal integrering). Mer spesifikt innebærer dette at noen kontrollerer settefiskanlegg, matfiskproduksjon, slakteri og viderefordeling, mens andre bare har kontroll over ett eller noen av disse. Det understrekes at matfiskdelen står for den største økonomiske verdien i verdikjeden. En forenklet verdikjede kan illustreres som i figur 2 nedenfor.



**Figur 2. Verdikjeden til lakseoppdrettsnæringen**

Produksjonsprosessen starter med stryking, noe som går ut på å tappe gytemodne stamlaks for rogn og melke. Dette gjennomføres ved at laksen først blir bedøvet før man så presser ut rogn fra hunnlaksen i en beholder eller ett kar. Deretter blir rogn befruktet ved at man tilsetter melke fra hanlaksen. Etter strykingprosessen blir rogn overført til settefiskanlegg der klekking, yngelproduksjon og smoltproduksjon forekommer. I klekkeriet blir rogn (fiskeeggene) lagret trygt til de klekker og yngel (larvestadiet til fisken) kommer ut. Etter ca. 1 år blir lakseyngelen stor nok til å kunne settes ut i sjøen. Da er den blitt omtrent 100 gram og har utviklet seg til det man kaller for smolt. Når yngelen blir til smolt (prosess som kalles for smoltifisering) vil den kunne tilpasse seg saltvannet i sjøen, ettersom laksen er en anadrom fisk. For å tilpasse laksen til saltvann blir fisken satt i egne ventemerder. Dette gjøres både av etiske årsaker ovenfor laksens velferd, men også for å opprettholde kvaliteten i fisken (stresst laks kan få dårligere kvalitet).

Når laksen har utviklet seg ferdig i settefiskanlegget er laksesmolten klar til å settes ut i egne merder i sjøen. Merdene kan variere i størrelse men de vanligste har en diameter på ca. 50 meter med en dybde på omtrent det samme. Iht. Akvakulturdriftsforskriften § 19a (2008) [9] må fisken ha «god mulighet for bevegelse og annen naturlig atferd», noe som i praksis har fått

konkret betydning ved at minst 97,5 % av merdenes volum må være vann og at det ikke er lov å ha mer enn 200 000 laks i hver merd, samt at mengden ikke kan overskride 25 kilogram fisk per kubikkmeter vann. Denne paragrafen er til for å sikre laksens velferd.

Det benyttes brønnbåt for å frakte smolt ut til merdene, der smolten blir værende for å vokse seg til matfisk. Denne vekstfasen kan variere mellom 14 og 24 måneder (Marine Harvest, 2015) alt etter forhold som lys, temperatur, smoltstørrelse på utsettelsestidspunktet og ikke minst fôringsvaner. Under vekstfasen blir laksen overvåket ved hjelp av undervannskamera for å kontrollere samt tilpasse seg laksens atferd. Dette inkluderer i hovedsak en tilpassing av fôringsvanene. Laksen blir føret via en fôringsstasjon som sender ut fôr til hver merd gjennom plastrør. Når laksen er ferdig vokst er den i gjennomsnitt om lag 5 kg, men kan variere helt fra ca. 3 til 7 kg, noe som gjør at riktig sortering og pakking av de ulike størrelsene på laksen blir en viktig jobb etter slaktingen. Laksen fraktes til land med brønnbåt der den blir plassert i ventemerder slik at de ansatte på slakteriet selv kan regulere når og hvor mye laks de skal slakte.

Slakteprosessen starter med at laksen blir fraktet inn til slakteriet (fra ventemerdene) ved hjelp av en slange med sugemekanisme. Når laksen kommer inn blir den umiddelbart bedøvet før den avlives/bløgges for å sikre minst mulig stress og for å oppbevare kvalitet og fiskevelferd. Etter at laksen er tappet for blod blir den sendt videre til sløying, vasking, sortering og til slutt ising og pakking. Under sorteringen er det særlig viktig at det sorteres i henhold til både riktig størrelse og kvalitet ettersom kundene etterspør ulike lakseprodukter. Om man forutsetter at laksen ikke blir videreforedlet av samme produsent, så transporteres laksen direkte til kunden samme dag som slakting forekommer. Selve salget av laksen skjer hovedsakelig på forhånd slik at de ansatte på slakteriet vet hvor mye som må slaktes.

Det presiseres at verdikjeden i figur 2 er noe forenklet. Før eller eventuelt under salg/videreforedling skal det også være pakking/forsegling, og det er også transportledd mellom hver aktivitet, og spesielt presiseres det at det transporteres med brønnbåt fra smolt til merd og med brønnbåt fra merd til slakteri. Figuren har også utelatt blant annet markedsføring og kommunikasjon som opplagt er viktige aktiviteter. Det bør også komme fram at for produsenter som selger hel laksefisk (ikke videreforedlet) forekommer hovedsakelig selve salget av laksen på forhånd før slaktingen.

## 2.4 Sykdommer, rømming og miljøpåvirkning

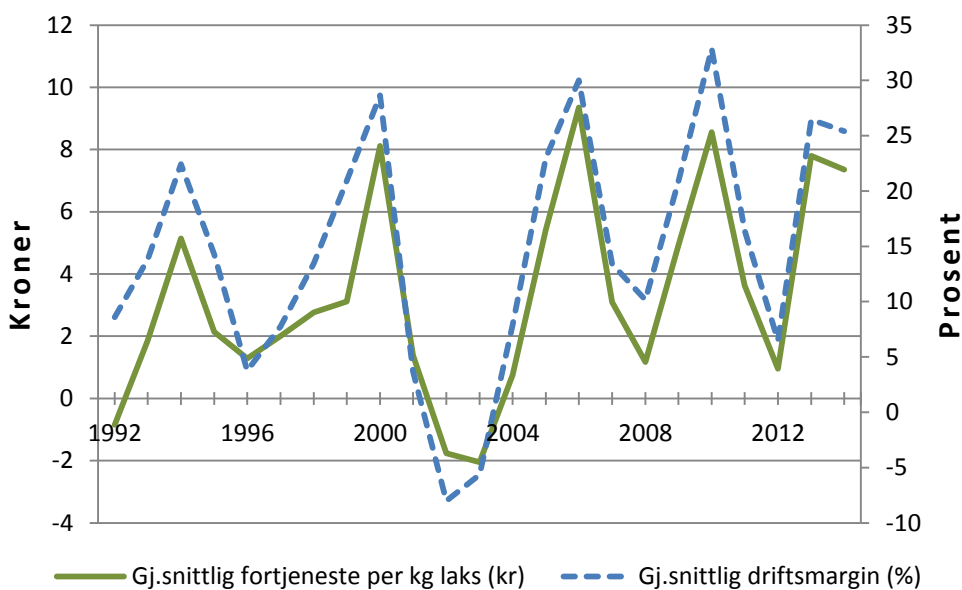
Lakseoppdrettsbransjen har blitt mye plaget av sykdom/dødelighet, lakselus og rømming av laks. Dette er et stort problem, både for næringen og miljøet. Næringen får påført direkte økonomiske kostnader og tap som svekker lønnsomheten, samt dårlig omdømme, mens miljøet blir påvirket negativt med tanke på det biologiske mangfoldet.

Den største utfordringen for lakseoppdrettsnæringen er lakselus. Dette er et lite krepsdyr som fester seg i laksen og vokser seg større som en parasitt. Det er blitt prøvd ut mange forskjellige metoder for å bekjempe lakselus, der de vanligste metodene har vært bruk av medisiner og ulike kjemikalier. Problemet med disse metodene er at lusa har en tendens til å bli resistent mot midlene som brukes, og derfor har mange selskaper i bransjen valgt å satse på biologiske metoder som f. eks. bruk av rognkjeks for å bekjempe problemet. Ny forskning har for øvrig vist til gode resultater ved bruk av rognkjeks (Imstrand et al., 2014). Sykdommer som næringen sliter med er i hovedsak ulike typer virus og betennelser som blant annet pankreassykdom (PD), infeksjøs pankreasnekrose (IPN), kardiomyopatisyndrom (CMS) og hjerte-skjelettmuskelbetennelse (HSMB). Virussykdommer forebygges ved å vaksinere laksen. For å bekjempe sykdommer som skyldes bakterier har bruken av antibiotika vært mye diskutert, men som har fått mye kritikk blant annet fordi bakteriene har en tendens til å bli resistente mot antibiotika.

Rømming av oppdrettslaks er kanskje det selskapene i bransjen frykter mest. Det kan føre til store økonomiske tap og svekket omdømme, samt påføre store skader på miljøet. Særlig urovekkende kan det være når oppdrettslaksen blander seg med villaks i elvene og dominerer fjordene eller områdene de rømmer til. Dette fører til at villaksens genetiske mangfold blir utvannet og at fjordene får uforutsigbare miljømessige skadevirkninger (for eksempel kan laksen spise opp maten til fiskene som naturlig hører hjemme der og skremme dem vekk). Den vanligste årsaken til at rømming forekommer er sviktende utstyr (Forskning.no, 2014) [10]. Andre grunner kan være ekstremvær og menneskelige feil, som begge også kan være årsaker til at utstyret svikter. Den største utfordringen med rømming er at nøtene får sliteskader og ryker. Oppdrettsnæringen jobber kontinuerlig med å forhindre at rømming skal forekomme. Et godt eksempel på dette er de nye slitesterke nøtene kalt EcoNet. Dette er nye nøter laget i et stoff som heter polyetylentereftalat (en type termoplast) som er betraktelig sterkere enn tradisjonelle nøter (AKVA group, u.å.) [4].

## 2.5 Lønnsomhets- og kostnadsutviklingen

Fiskeridirektoratet utfører årlige lønnsomhetsundersøkelser for matfisk- og settefiskproduksjon av laks (og regnbueørret). Figur 3 nedenfor viser utviklingen i fortjeneste per kg laks (nominelle verdier) og driftsmargin. Begge har vist seg å variere i stor grad med tydelige sykliske svingninger. Med unntak av årene 2002 og 2003 (og 1992 for fortjenesten per kg laks), har både fortjenesten og driftsmarginen vært positiv for hele perioden 1992-2014. Den gjennomsnittlige fortjenesten per kg laks for hele perioden var på 3,31 kroner mens den gjennomsnittlige driftsmarginen var på 14,63 %.

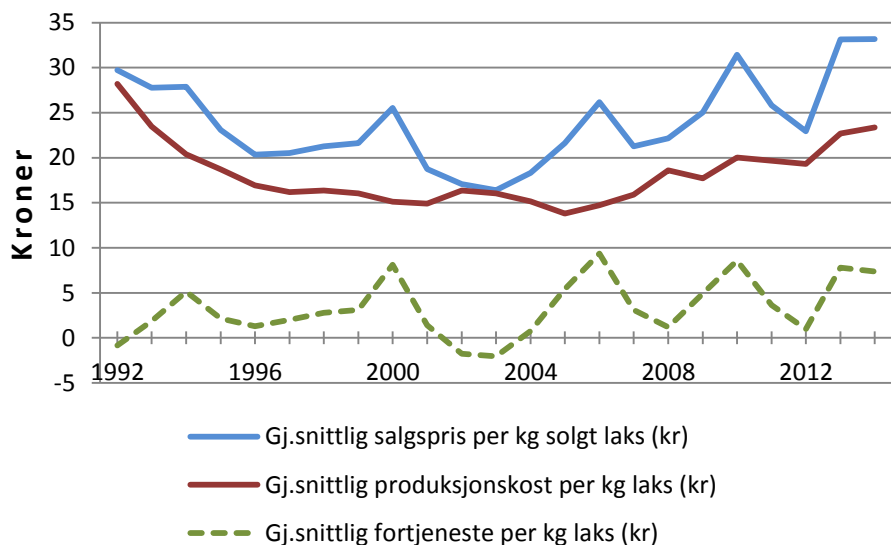


**Figur 3. Gjennomsnittlig fortjeneste per kg laks og driftsmargin fra 1992-2014**

Kilde: Fiskeridirektoratet (2015) [11] og [12]

Driftsmarginen er et mål på hvor mye driftsinntektene kan synke før selskapene begynner å gå i tap. Mer direkte er det et mål på hvor mye et selskap får igjen for hver krone den får i inntekt. Derfor er det logisk at sammenhengen mellom driftsmargin og fortjeneste er slik som illustrert i figuren. De sykliske svingningene forteller at den årlige lønnsomheten kan variere svært mye selv om selskapene hadde produsert og solgt samme mengde laks hvert år. Det kommer fortsatt klart fram at oppdrettsbransjen er en svært lønnsom næring. Dette underbygges ytterligere av totalkapitalrentabiliteten (TKR) som har utviklet seg i takt med driftsmarginene, der TKR lå på 9,5 % i 1992 og 18,6 % i 2014.

Nedenfor i figur 4 presenteres en oversikt over bransjens gjennomsnittlige salgspris, produksjonskostnad og fortjeneste per kg laks (nominelle verdier). Det kommer klart fram at salgsprisen har hatt betydelige svingninger og større variasjon enn produksjonskostnadene. Dette er naturlig ettersom produksjonskostnadene gjerne holder seg stabil grunnet at oppdrettsselskapene forholder seg til det samme utstyret over en lengre periode mens salgsprisen i hovedsak blir styrt av tilbudet og etterspørselen i markedet. Den gjennomsnittlige salgsprisen for hele perioden 1992-2014 var på 23,96 kroner per kg og nådde sitt høyeste punkt i 2014 da prisen var på 33,19 kroner. Produksjonskostnaden per kg var i gjennomsnitt på 18,25 kroner og var på sitt høyeste i 1992 da kostnaden var på 28,19 kroner. I 2014 var kostnaden på 23,38 kroner som var den høyeste kostnaden siden 1993. Det man ser har skjedd er at kostnadene ble gradvis redusert fra 1992 og fram mot 2005 hvor kostnaden var på 13,8 kroner. Etter 2005 snudde denne utviklingen og fikk istedenfor en gradvis økning fram mot 2014. En årsak til denne økningen kan f. eks. være økt mengde lakselus (utgjør en betydelig ekstrakostnad for produksjonen).



**Figur 4. Gjennomsnittlig salgspris og produksjonskostnad per kg laks fra 1992-2014**

Kilde: Fiskeridirektoratet (2015) [11] og [12]

I tillegg til produksjonskostnadene som er illustrert i figur 4 kommer også slaktekostnadene, noe som utgjør mellom 2 og 3 kroner hvert år for samtlige av årene. Til sammen utgjør dette totalkostnaden for produksjon av et kilogram laks.

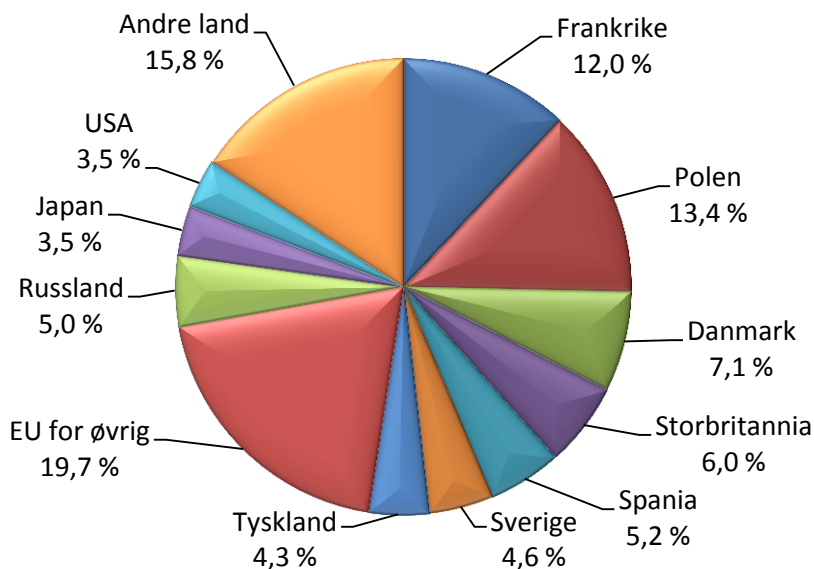


Fôrkostnadene står for omtrent halvparten av de totale driftskostnadene. Derfor er det viktig at oppdrettsnæringen evner å utnytte fôret så optimalt som mulig. Fôrfaktoren er et mål på dette og forteller hvor mye fôr laksen må ha (i kg) for å vokse ett kilogram. Denne har i gjennomsnitt variert fra 1,14 i 1996 til 1,35 i 2010, men har de siste årene vært relativt stabil og ligget mellom 1,21 og 1,25 i perioden 2011-2014.

Fra Fiskeridirektoratets undersøkelser benyttes det et eget måltall på partiell produktivitet, noe som måles ved å se på den gjennomsnittlige produksjonen (i kg) per årsverk. Dette måltallet har hatt en stabil vekst hvert år fram til og med 2009, da denne utviklingen snudde. I 2009 var produksjon per årsverk på 446 tonn, mens den i 2014 var på 367 tonn. En av årsakene til denne utviklingen kan være at fram til 2009 klarte næringen å utnytte nytt og bedre produksjonsutstyr og ny teknologi, mens de etter 2009 ikke klarte å utnytte nye løsninger fordi de enten allerede var implementert eller fordi det ikke var lønnsomt (mange selskaper som har relativt nytt utstyr får større utbytte av å vente noen år før de kjøper nytt igjen).

## **2.6 Markedet og konkurransesituasjonen**

Hovedmarkedet til Norsk oppdrettsnæring har primært vært EU, Russland og Asia (Marine Harvest, 2015), men er i dag grunnet importforbudet fra Russland hovedsakelig EU og Asia. Det eksporteres også en mindre andel til USA, men grunnet at laks markedsføres som et ferskt produkt er det EU som er hovedmålgruppa (har kortere ledetid og i tillegg lavere transportkostnader). I 2014 eksporterte Norge 829 388 tonn laks (omregnet til rundvekt) til EU. Innen EU er det særlig Polen og Frankrike som er viktig for norsk lakseeksport. I 2014 stod de for innkjøp av hhv. 153 367 og 137 795 tonn laks, noe som utgjorde hhv. 13,4 % og 12 % av hele lakseeksporten, som totalt var på 1 148 644 tonn (rundvekt) i 2014 (Fiskeridirektoratet, 2015b). Tallene tar for seg samtlige lakseprodukter. Mer presist innebærer dette hel laksefisk (både fersk og fryst) og videreforedlet laks (fersk og fryst). En oversikt over markedene for norsk laks i 2014 er gjengitt i figur 5 under.



**Figur 5. Eksport av norsk laks i 2014 fordelt på land**

Kilde: Fiskeridirektoratet (2015b)

Det har vist seg at det er stor global etterspørsel etter laks samtidig som den norske oppdrettsnæringen raskt evner å omstille seg nye markeder, noe som importforbudet fra Russland i august 2014 har vært et godt eksempel på (Norges sjømatråd, 2015) [2]. Mengden som ikke lenger gikk til Russland ble istedenfor eksportert hovedsakelig til EU, men også til USA og andre land (særlig i Asia). Norge eksporterte hhv. 11 % og 48 % mer til EU og USA i 2014 sammenlignet med 2013.

Konkurransesituasjonen er lukrativ for de selskapene i bransjen som allerede er veletablert i markedet. For nye selskaper er det derimot vanskelig å komme seg inn, ettersom markedet er regulert av konsesjoner for å kunne drive oppdrett, og at det i tillegg må foretas store kapitalinvesteringer. Det er derfor ingen overraskelse at noen få selskaper dominerer markedet og har vokst seg store. I Norge står de fire største (Marine Harvest, Salmar, Lerøy Seafood og Cermaq) for over 50 % av markedsandelene (Marine Harvest, 2015). En slik høy markedskonsentrasjon kan indikere at disse selskapene besitter markedsrett, noe som innebærer at de for eksempel kan kjøpe fôr billigere enn konkurrentene.

Selv om Norge er den største globale aktøren på verdensmarkedet er det særlig tre andre land som er i konkurranse med Norge. Disse er i prioritert rekkefølge Chile, Storbritannia og Canada (Marine Harvest, 2015). Som et høykostland er det en klar utfordring for Norge å opprettholde sin posisjon som markedsleder. De norske aktørene har fortsatt fortrinn på flere områder. Først og fremst blir norsk (atlantisk) laks markedsført på en veldig god måte, noe

som blant annet Norges sjømatråd står for, der den norske laksen blir assosiert med arktisk renhet og kvalitet. For det andre har Norge gode geografiske muligheter, spesielt med tanke på kystlinja og fjordene. I tillegg er Norge en av de fremste nasjonene angående forskning og utvikling innen akvakultur.

## 2.7 Presentasjon av Grieg Seafood Finnmark AS

Oppdrettsaktiviteten for Grieg Seafood Finnmark AS (GSFF) startet allerede i 1978 av laksepionéren Harald Volden, og som fram til 2006 gikk under navnet Volden Group. I 2006 fusjonerte Volden Group AS med Grieg Seafood AS, og som fra da og fram til skrivende stund har vært en del av Grieg Seafood konsernet og gått under navnet GSFF. I 2014 hadde virksomheten en omsetning på 980 millioner kroner og et driftsresultat på over 194 millioner kroner. Videre var driftsmarginen på 19,8 % og totalkapitalrentabiliteten på 18,9 %, noe som ligger relativt nært gjennomsnittet for næringen sammenlignet med tallene i delkapittel 2.5, der driftsmarginen var på 25,4 % og totalrentabiliteten på 18,6 %. Det kommer derfor klart fram at GSFF hadde god lønnsomhet i 2014. De siste årene har fulgt utviklingen til næringen og har stort sett hatt gode lønnsomhetstall å vise til.

GSFF er som nevnt datterselskap i konsernet Grieg Seafood ASA som er en av de ledende og største aktørene innen oppdrettslaks i verden, med hovedkvarter i Bergen. Søsterselskapene er Grieg Seafood Rogaland, Grieg Seafood British Columbia (vestkysten av Canada) og Grieg Seafood Shetland (nord for Skottland). Se figur 6 for en oversikt over disse.



Figur 6. Oversikt over selskapene til Grieg Seafood

For å få et perspektiv på forskjellen mellom selskapene kan produksjonskapasiteten i antall tonn sløyd fisk til hvert av selskapene for 2014 bli gjengitt. De største selskapene er GSFF og Grieg Seafood Rogaland, som hadde en produksjonskapasitet på hhv. 28 000 og 26 000 tonn, mens kapasiteten til Grieg Seafood British Columbia og Grieg Seafood Shetland var på hhv. 20 000 og 22 000 tonn.

GSFF har hovedkontor og administrasjon i Alta, og har produksjonsanlegg i fem av kommunene i Finnmark. Dette inkluderer matfiskproduksjon i Alta, Loppa, Hammerfest og Nordkapp, samt settefiskanlegg i Adamselv (Lebesby kommune) og prosess/slakteri anlegg i Alta (Simanes). Figur 7 under gir en oversikt over disse anleggene. I 2015 hadde selskapet 27 matfiskkonsesjoner hvorav 8 var såkalte «grønne konsesjoner» med strengere biologiske krav (hadde til sammen 23 i 2014, og fikk de 4 siste i løpet av 2015). Disse kravene innebærer blant annet krav om bruk av rensefisk, EcoNet-nøter, luseskjørt og bruk av laks med større motstandsdyktighet mot lus. I henhold til tallene fra Fiskeridirektoratet (2015) [5], utgjør de 27 konsesjonene omtrent 30 % av matfisk konsesjonene i Finnmark.



**Figur 7. Oversikt over produksjonsanleggene til Grieg Seafood Finnmark AS**

De største konkurrentene til GSFF er Cermaq Norway AS og Norway Royal Salmon Finnmark AS. Til tross for konkurranse evner fortsatt disse 3 selskapene å samarbeide med hverandre. For eksempel vurderer de å utrede felles slakteri som begrunnes i en pressemelding med at et felles slakteri skal sikre «fremtidsrettet og konkurransedyktig drift» (Cermaq, 2016) [13].

### **3 Tidligere forskning**

#### **3.1 Forskning på benchmarking**

Benchmarking er et vidt begrep som ble konseptualisert på slutten av 1970-tallet av Xerox, men som først ble popularisert på 90-tallet i forretningskonteksten (Andersen og Pettersen, 1995). Det er blitt forsket mye på benchmarking i mange ulike industrier og sektorer, slik at en grundig gjennomgang av tidligere studier vil være alt for omfattende og generell for denne oppgaven. Det bemerkes at effektivitet og produktivitetsanalyse ved hjelp av metoder som blant annet data envelopment analysis (DEA) (Charnes et al., 1978) og stokastisk front analyse (SFA) (Aigner et al., 1977) anses som en form for benchmarking. Samtidig påpekes det at slike analyser og benchmarking som verktøy ser ut til å være i to forskjellige skoler, eller områder, innenfor forskningskonteksten. En av grunnene til dette, kan mest sannsynlig forklares ved at tradisjonell benchmarking oftest tar for seg casestudier der benchmarking er hovedfokus, mens i effektivitet og produktivitetsanalyser blir benchmarking på en måte et biprodukt av forskningen.

På bakgrunn av det som er nevnt ovenfor vil resten av dette delkapitlet begrense seg til akvakultur der fokuset er å gi en kort oversikt over relevante studier som tar for seg benchmarking innenfor denne industrien. Det vil bli lagt mer vekt på tidligere forskning som omfatter effektivitet og produktivitetsanalyse og som gjennomgås i de neste delkapitlene 3.2 og 3.2.1.

Den første studien som nevnes er forskningen til Soares et al. (2011) som gjorde en studie i Skottland der de utviklet en metode for å kunne gjøre en benchmarking av produksjonstapet som oppstår på grunn av dødeligheten blant oppdrettslaks. Metoden gikk ut på å sammenligne alle produksjonssyklusene for en enkel virksomhet i perioden 2000 til 2006, der hver periode ble benchmarket opp mot hverandre, samt opp mot en konstruert standard dødelighetskurve. På denne måten kunne de enkelt evaluere hvor bra hver syklus gjorde det, og eventuelt få en klar indikator på hva som ikke var normalt. Soares et al. (2011) konkluderte med at en slik benchmarkingsanalyse var gunstig for å identifisere hovedårsakene til dødelighetstapet, og også for å finne sykdomsmønstre slik at oppdretterne og offentlige myndigheter bedre kunne forstå utviklingen av sykdomsutbruddene.

Den andre studien som belyses er utført av Bolton-Warberg og FitzGerald (2012) som gjorde en benchmarking av veksten til oppdrettstorsk i Irland. De sammenlignet veksten til torsken mellom hvert år i 2004, 2005, 2008 og 2009. I tillegg ble det gjort en benchmarking av veksten mellom ulike land, som inkluderte Irland, Færøyene, Island, Norge og Canada. Etersom de fikk data på den daglige veksten kunne de få en god indikasjon på hvilke vekststadier det kunne gjøres forbedringer på.

### **3.2 Forskning på effektivitet og produktivitet**

Effektivitet og produktivitet er tema som har fått mye oppmerksomhet i forskningskonteksten de siste tiårene, der det er særlig to ulike metoder som er blitt mye anvendt. Disse metodene er DEA og SFA, der DEA benytter seg av matematisk (lineær) programmering mens SFA anvender en økonometrisk fremgangsmåte. Hovedforskjellen mellom metodene er at DEA er en ikke-parametrisk deterministisk metode, mens SFA er en parametrisk stokastisk metode. I forbindelse med DEA analyser er det også vanlig at man anvender Malmquist produktivitetsindeks (MPI) når man ønsker å se på produktivitetsutviklingen over en eller flere perioder.

Liu et al. (2013) gjorde en evaluering av litteraturen som omhandler DEA fra 1978 til og med 2010, og fant ut at det var over 4900 forskningsartikler som var blitt publisert i denne perioden. Dette gjør at det blir svært vanskelig å gjøre en helhetlig og oversiktlig litteraturgjennomgang av DEA metoden. For å nevne noen sentrale studier har det vært forsket på blant annet effektiviteten mellom ulike containerhavner (Tongzon, 2001), effektiviteten blant australske universiteter (Abbott og Doucouliagos, 2003) og effektiviteten til tyske sykehus (Staat, 2006). For å trekke inn helt nye studier kan også Fragoudaki og Giokas (2016) nevnes, som analyserte effektiviteten blant greske flyplasser.

Både Staat (2006) og Fragoudaki og Giokas (2016) er to av flere studier som har benyttet seg av «bootstrapping» (Simar og Wilson, 1998) for å forsøke å tilegne effektivitetsanalysen statistiske egenskaper. Ved å bruke «bootstrapping» kan man estimere seg fram til sannsynlighetsfordelingen basert på tilfeldige utvalg fra datasettet. Metoden gjør det mulig å estimere den teknisk mulige fronten, og ikke bare den observerte fronten man får ved bruk av vanlig DEA.



Eksempler på forskning basert på SFA metoden er Wang (2007) som forsket på effektiviteten til R&D (research and development) mellom forskjellige land, og Chen (2007) som forsket på effektiviteten til en rekke hoteller i Taiwan.

### **3.2.1 Forskning på effektivitet og produktivitet i lakseoppdrettsnæringen**

Det er forsket en god del på effektivitet og produktivitet i lakseoppdrettsnæringen opp gjennom årene. Vassdal og Holst (2011) og Asche et al. (2013) viste begge at produktivitet utviklingen i Norge stagnerte i løpet av perioden 2005-2008. Næringen viste seg å ha nådd en moden fase der de etablerte selskapene i næringen så ut til ikke å kunne klare å øke produktiviteten ytterligere. Vassdal og Holst (2011) spekulerte at årsaken kunne være «fat-and-lazy» syndromet der selskapene tjente så godt at de mistet fokus på at de kunne gjort det enda bedre. En annen grunn de trakk fram var at det kunne skyldes den økte produksjonen de siste årene. De presiserer derimot at det er vanskelig å si noe konkret om årsakene ved hjelp av analysen de gjorde, da MPI som de benyttet seg av ikke gir noen klare svar på hva disse årsakene kan være.

Ved bruk av SFA gjorde Asche og Roll (2013) en studie der de forsøkte å finne forklaringsfaktorer som kunne si noe om årsaken til ineffektiviteten i næringen. Perioden de analyserte var fra 1985 til 2008, noe som nesten dekker hele den industrialiserte produksjonsperioden for oppdrettslaks. Resultatene fra forskningen viste at effektiviteten hadde forbedret seg over tid, som blant annet kunne forklares av at selskapene hadde blitt større og mer spesialiserte de siste årene. Den gjennomsnittlige tekniske effektiviteten var på 81,5 %, noe som tilsier at 18,5 % av inputfaktorene kunne vært brukt mer effektivt. Årsaken til at det fortsatt var ineffektivitet i næringen også de siste årene skyldtes hovedsakelig midlertidige faktorer, der sykdomsutbrudd så ut til å være en av de viktigste forklaringsfaktorene.

Nilsen (2010) analyserte (vha. SFA) såkalte «leapfrogging» og «learning-by-doing» effekter i næringen. Dette er effekter som forklarer hvorfor selskapene har forskjellig effektivitet og produktivitet utvikling. Han kom fram til at nye selskaper som har vært i markedet ca. 3 til 5 år har bedre teknisk effektivitet enn de som allerede er godt etablert. Dette skyldes at de nye selskapene har et teknologisk fortrinn ettersom de etablerte selskapene har investert tungt i gammel teknologi som de enda benytter seg av. Det er dette han sikter til med «leapfrogging», altså at de nye selskapene hopper over de etablerte i form av at de nye benytter seg av ny og

bedre produksjonsutstyr og metoder. Nilsen (2010) kommer også fram til at det er «learning-by-doing» effekter, som forklares ved at de nye selskapene bruker de første årene på å høste læringseffekter før de klarer å utnytte den nye implementerte teknologien fullt ut. Det understrekes at analysen er basert på tidsperioden 1985-1998 noe som innebærer at man bør være kritisk til konklusjonene fra studiene om man ser funnene i sammenheng med samtidssituasjonen. Særlig kan man stille seg kritisk til om det fortsatt finnes «nye selskaper» med tanke på at inngangsbarrieren til næringen er så stor.

Også Tveterås (1999), Guttormsen (2002), Tveterås og Batteese (2006), Asche, Roll og Tveterås (2009), Roll (2013) og Holst (2016) har forsket på effektiviteten og/eller produktivitetens utviklingen i lakseoppdrettsnæringen.

Blant tidligere masteroppgaver (som alle benyttet seg av DEA) kan flere nevnes. Kjeldsen og Larsen (2008) gjorde en kostnadseffektivitetsanalyse av næringen der de kom fram til at bare 6 av 103 selskaper var kostnadseffektive, og som derfor konkluderte med at næringen var langt fra kostnadseffektiv. De kom også fram til at de største selskapene var selskapene som var mest kostnadseffektiv. Hansen og Hansen (2008) var de første som fulgte et bestemt selskap (Lerøy Aurora) gjennom analysen for så å gjøre en benchmarking av selskapet. Ved å benchmarke Lerøy Aurora opp mot referanseenheter (to av de mest effektive selskapene som befant seg på produksjonsfronten) kunne de finne ut hvilke inputvariabler Lerøy Aurora hadde størst utfordringer med.

Det har også vært flere andre tidligere masteroppgaver der man i tillegg til DEA, også har sett på produktivitetens utviklingen over tid ved bruk av MPI. Deriblant Lagesen og Sørensen (2006) som analyserte perioden 1996-2003, Tollefsen (2009) som så på perioden 2001-2006, og Wikeland (2015) som tok for seg perioden 2006-2013. Wikeland (2015) var den første som benyttet seg av statistiske analyser i en slik masteroppgave, som inkluderte bootstrapping og hypotesetester (asymptotiske tester) i DEA. Han fant for øvrig ut at gjennomsnittlig teknisk effektivitet med antakelse om konstant skalautbytte, varierte fra 79,8 % til 88,7 % i perioden han analyserte. Med antakelse om variabelt skalautbytte varierte den fra 86,5 % til 92,7 %.

## 4 Teori

### 4.1 Benchmarking

Begrepet benchmarking handler om å sammenligne seg selv mot den eller de som er best i bransjen. Camp (1989) definerte benchmarking som å være på søken etter bransjens «best-practices» slik at man vet hva som skal til for å oppnå overlegen ytelse. Tanken om å samle inn informasjon om hvordan konkurrenter opererer for så å imitere dem er ikke en ny ide, og har blitt gjort som en bevisst strategi i lang tid (Drew, 1997).

Andersen og Pettersen (1995) redegjør for noen sentrale poeng angående benchmarking. Om en bedrift benchmarker seg bør det være fokus på å høste læringseffektene, og dette bør gjøres med en strukturert fremgangsmåte. Videre kan man lære mye av å sette seg inn i hvordan andre utfører effektive prosesser. De presiserer også at målsettingen med benchmarking først og fremst er å oppnå forbedringer. Man trenger ikke nødvendigvis å sammenligne bedriften som helhet. Det kan også fokuseres på blant annet prosesser, funksjoner og produkter (Andersen og Pettersen, 1995).

Noe som er viktig å få fram er at det er ulike former for benchmarking basert på *hva* man sammenligner, og *hvem* man sammenligner seg med (Andersen og Pettersen, 1995). Om man ser på hva man sammenligner kan tre former for benchmarking defineres:

- Prestasjonsbenchmarking → Sammenligning av produktivitetsmål.
- Prosessbenchmarking → Sammenligning av utførelse av prosesser.
- Strategisk benchmarking → Sammenligning av strategiske valg og retninger.

Hvis man videre ser på hvem man sammenligner seg med kan følgende fire former for benchmarking defineres:

- Intern benchmarking → Intern sammenligning i bedriften, f. eks. mellom avdelinger.
- Konkurrentbenchmarking → Ekstern sammenligning med konkurrenter.
- Funksjonell benchmarking → Sammenligning med ikke-konkurrenter i samme bransje
- Generisk benchmarking → Sammenligning med ikke-konkurrenter i andre bransjer.

Når man benytter seg av en av de nevnte formene for benchmarking vil det ofte forekomme at man anvender en eller flere av de andre formene i tillegg. For denne oppgaven skal det særlig

nevnes at kombinasjonen av prestasjons- og konkurrentbenchmarking kan ha en høy potensiell verdi for den eller de som sammenlignes (Andersen og Pettersen, 1995). Utfordringene med denne kombinasjonen er at det kan være vanskelig å få gode sammenligninger på grunn av sensitiv informasjon.

Benchmarking kan gjøres på mange måter i praksis. En måte er ved hjelp av effektivitet og produktivitetsanalyse gjort med for eksempel Data Envelopment Analysis (DEA). Da vil man kunne danne en front der selskapene som befinner seg på fronten blir ansett som de med «best-practice». Dermed kan man sammenligne de øvrige selskapene med «best-practice» selskapene for å se hvor effektive de er i forhold. På bakgrunn av dette ligger det gode forutsetninger til grunn for at man skal kunne kalle DEA for et benchmarking verktøy som egner seg godt til å sammenligne like selskaper (Zhu, 2014). I effektivitet og produktivitetslitteraturen brukes begrepet «decision making unit» (DMU) for de selskapene/enhetene som er del av analysen. I det videre vil oppgaven benytte seg av dette. Det poengteres at begrepet innebærer at enheten eller selskapet kan ta egne beslutninger som påvirker variabler.

## 4.2 Effektivitet og produktivitet

Mange skiller ikke mellom begrepene effektivitet og produktivitet. Dette fører til at begrepene blir brukt mye om hverandre (Coelli et al., 2005). Det er derfor viktig å redegjøre for disse begrepene på en måte som gjør at man får fram hva det er som skiller dem og hvilken sammenheng de har.

Produktivitet blir definert av Coelli et al. (2005) som forholdstallet mellom produsert output og brukt input for å kunne produsere denne outputmengden. Altså, jo større output er i forhold til input, desto bedre er produktiviteten:

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

I praksis vil man aldri ha produksjonsprosesser hvor man produserer bare én output ved bruk av én input. Derfor er det behov for å kunne ta for seg tilfeller der det er flere variabler (mer enn bare en input og/eller en output). I slike tilfeller benytter man seg av et måltall som Coelli et al. (2005) referer til som totalfaktorproduktivitet (TFP). Dette er et produktivetsmål som

tar for seg forholdet mellom summert output og summert input, samtidig som man bruker vektall på variablene slik at man kan skille mellom innflytelsen de har:

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

I formelen over er  $u_r$  og  $v_i$  vekter for henholdsvis output  $r$  og input  $i$ , der  $r = (1, \dots, s)$  og  $i = (1, \dots, m)$ .

For å få informasjon som er av betydning er det ikke nok å se på et enkelt produktivetsmål om man ikke har noe å sammenligne det opp mot. Derfor kreves det at man enten har flere perioder eller andre DMUer man kan sammenligne seg med. Det er i denne sammenhengen at effektivitet blir trukket inn i bildet. Effektiviteten sier oss noe om produktiviteten til en DMU i forhold til produktiviteten som denne DMUen potensielt kunne klart å oppnå (Bogetoft og Otto, 2011). Jo høyere effektivitet, desto bedre er ytelsen. Dette kan formuleres enkelt der  $y/x$  er den faktiske produktiviteten til en DMU, mens  $y'/x'$  er den best mulige produktiviteten som DMUen kan oppnå, slik at man får:

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

Ut fra det som er presisert ovenfor ser man at forskjellen mellom produktivitet og effektivitet er at produktivitet er et absolutt måltall, mens effektivitet er et relativt måltall.

Sammenhengen mellom disse begrepene er at effektivitet kan forklares som et mål der man ser på den faktiske produktiviteten til en DMU i forhold til den best mulige produktiviteten som kan oppnås (og dette forutsetter at man har noe å sammenligne seg opp mot).

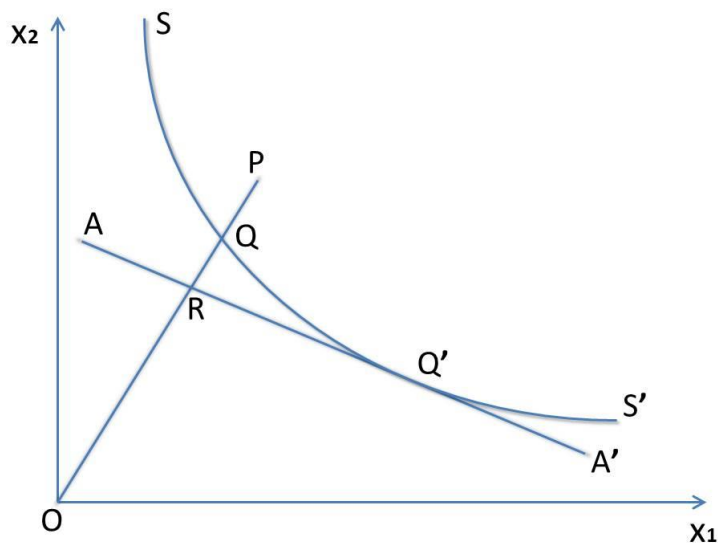
#### 4.2.1 Teknisk- og allokeringseffektivitet

Farrell (1957) redegjorde for at effektiviteten til en DMU består av to komponenter. Den første og mest sentrale er det han kalte for teknisk effektivitet (TE), som sier noe om evnen DMUen har til å produsere en gitt mengde output med minst mulig input, eller mest mulig output med en gitt mengde input. Den andre komponenten kalte han for pris effektivitet som også gjerne blir kalt for allokeringseffektivitet (AE) i nyere litteratur (Coelli et al., 2005). AE sier noe om i hvilken grad allokeringsforholdet mellom variablene er optimal. For å kunne beregne dette forutsettes det at man har tilgjengelig prisinformasjon for variablene. Produktet

av TE og AE utgjør det som Farrell (1957) kaller for total effektivitet, men som også kalles kostnadseffektivitet (CE) av Coelli et al. (2005).

Effektivitetsmål kan enten være input eller output orientert (Coelli et al., 2005). Med en inputorientering ønsker man å finne mål på hvor mye man kan redusere inputs proporsjonalt uten at mengden med produsert output endrer seg. Om det er outputorientering man står ovenfor, ønsker man å finne mål på hvor mye man proporsjonalt kan øke output uten at inputmengden endrer seg. I produksjonsprosesser der output er begrenset (som i f. eks. lakseoppdrettsnæringen pga. konsesjoner) er det ofte inputorientert effektivitet man ser på ettersom det er inputvariablene som har mest forbedringspotensial (Coelli et al., 2005).

For å illustrere teknisk- og allokeringseffektiviteten tas det utgangspunkt i fremgangsmåten til Farrell (1957), som gjøres ved hjelp av figur 8 nedenfor. Her forutsettes det konstant skalautbytte og at produksjonsteknologien (se kapittel 4.2.2) er kjent.



**Figur 8. Teknisk- og allokeringseffektivitet**

Kilde: Diagram 1, Farrell (1957) s. 254.

Her antas det at man har DMUer som bruker to input ( $x_1$  og  $x_2$ ) til å produsere en output. Isokvanten  $SS'$  viser til produksjonsfronten, som består av de DMUene som er fullt effektive. Alle DMUer som befinner seg ovenfor  $SS'$  er dermed ineffektive i forhold til fronten. Om man antar at en DMU bruker en mengde input som gjør at den befinner seg i det ineffektive punktet  $P$ , så vil dens TE være forholdet mellom  $OQ$  og  $OP$ . Ved å uttrykke TE som et forholdstall ser man den prosentvise endringen som må til for å oppnå teknisk effektivitet i produksjonen. TE kan uttrykkes som:

$$\text{Teknisk effektivitet} = TE = \frac{OQ}{OP} \quad (4)$$

For å være teknisk effektiv må man befinne seg på produksjonsfronten  $SS'$  som betyr at man må ha en  $TE = 1$ . Om  $TE < 1$  er man ineffektiv.

Hvis man videre antar at man har prisinformasjon tilgjengelig for inputvariablene og at  $AA'$  har en helning som er lik prisforholdet mellom disse variablene, kan man finne  $AE$  ved å se på forholdet mellom  $OR$  og  $OQ$ . Dette viser hvor mye produksjonskostnadene ville blitt redusert om man hadde produsert i punkt  $Q'$  istedenfor punkt  $Q$ . I punkt  $Q'$  får man altså en reallokering som endrer miksen av input.  $AE$  kan uttrykkes som:

$$\text{Allokerings effektivitet} = AE = \frac{OR}{OQ} \quad (5)$$

Produktet av  $TE$  og  $AE$  gir uttrykket for den totale effektiviteten, som Coelli et al. (2005) kaller for kostnadseffektivitet. Dette kan også uttrykkes som forholdet mellom  $OR$  og  $OP$ . Dermed får man følgende uttrykk for kostnadseffektivitet:

$$\text{Kostnadseffektivitet} = CE = TE * AE = \frac{OQ}{OP} * \frac{OR}{OQ} = \frac{OR}{OP} \quad (6)$$

For å oppnå kostnadseffektivitet må man altså bevege seg mot punkt  $Q'$ . Selv om beregningene gjøres mot  $R$ , så er ikke  $R$  et mulig punkt.

#### 4.2.2 Produksjonsteknologi

For å kunne måle effektivitet og produktivitet er man avhengig av å kunne identifisere produksjonsteknologien. Den forteller oss noe om hvor mye output og/eller eventuelt hvilke kombinasjoner av output man kan produsere ved å benytte seg av ulike kombinasjoner av input (Coelli et al., 2005). Når man kan si noe om disse kombinasjonene kan man også finne ut av hvilke kombinasjoner som er de mest optimale. I henhold til Färe og Primont (1995) og Coelli et al. (2005) er anvendelse av sett-teori en god måte å beskrive produksjonsteknologien på. De identifiserer produksjonsteknologien som et teknologiset,  $T$ , definert som:

$$\text{Teknologiset} = T = \{(x, y): x \text{ kan produsere } y\} \quad (7)$$

Settet består av alle inputvektorer ( $x$ ) og outputvektorer ( $y$ ), slik at  $x$  kan produsere  $y$ . Produksjonsteknologien kan også uttrykkes som et input- og outputsett. Disse settene kan uttrykkes slik:

$$\text{Outputsett} = P(x) = \{y: x \text{ kan produsere } y\} = \{y: (x, y) \in T\} \quad (8)$$

$$\text{Inputsett} = L(y) = \{x: x \text{ kan produsere } y\} = \{x: (x, y) \in T\} \quad (9)$$

Her består outputsettet av alle outputvektorer ( $y$ ) som kan bli produsert ved å benytte seg av inputvektor ( $x$ ), mens inputsettet består av alle inputvektorer ( $x$ ) som kan produsere en gitt outputvektor ( $y$ ).

### 4.2.3 Skalaeffektivitet

Selv om en DMU er både teknisk- og allokeringseffektiv er det fortsatt mulig for denne DMUen å være skala ineffektiv, som betyr at DMUen opererer i en størrelse som ikke er optimal (Coelli et al., 2005). Man skiller mellom tre typer skalausbytte: konstant, tiltagende (økende) og avtagende (reduserende). Disse sier noe om hvor mye produsert output endres i forhold til en proporsjonal endring i bruken av input.

Konstant skalausbytte (CRS)  $\rightarrow$  output øker i takt med økningen av input.

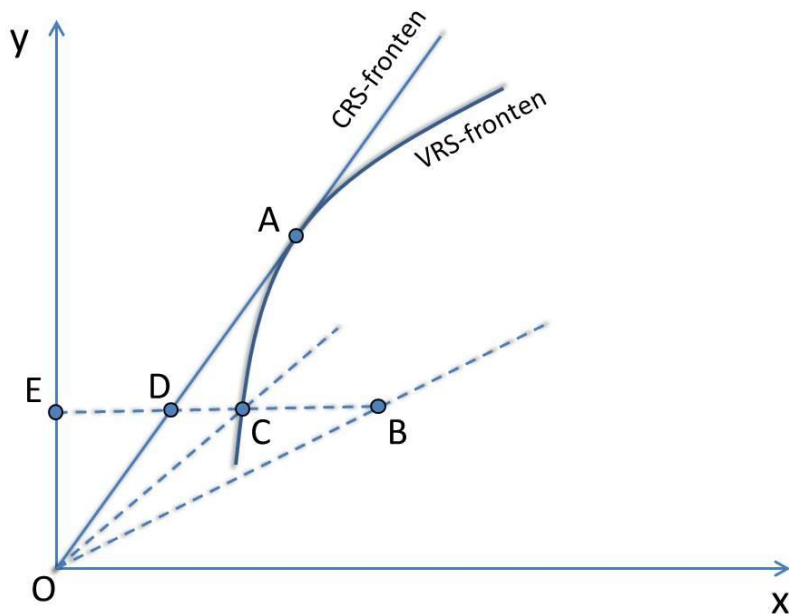
Tiltagende skalausbytte  $\rightarrow$  output øker forholdsvis mer enn økningen av input.

Avtagende skalausbytte  $\rightarrow$  output øker forholdsvis mindre enn økningen av input.

I litteraturen er det vanlig at man bruker fellesbetegnelsen variabelt skalausbytte (VRS) for tiltagende og avtagende skalausbytte.

Skalaeffektivitet lar seg best forklare ved hjelp av en figur. Denne illustrasjonen er forklart på bakgrunn av presentasjonen til Coelli et al. (2005). Det benyttes en produksjonsteknologi som består av en output ( $y$ ) og en input ( $x$ ), og der man antar at teknologien har VRS.





**Figur 9. Skalaeffektivitet**

Kilde: Figur 3.10, Coelli et al. (2005) s. 61.

I figur 9 ser man på to DMUer plassert i punkt A og B. Om man antar at DMUen i B klarer å forflytte seg til punkt C, slik at begge DMUene befinner seg på produksjonsfronten og dermed er teknisk effektive (TE), så kan man videre se at DMUen i C opererer med tiltagende skautbytte og at DMUen i A opererer med konstant (optimal) skautbytte. Dette ser man av helningen på kurven som er trukket gjennom origo og punktene. Man får en brattere helning på kurven når man beveger seg fra C til A, og om man beveger seg videre utover A blir kurven slakkere igjen og man vil operere med avtagende skautbytte. Jo brattere helningen er, jo høyere er produktiviteten.

DMUen i A er både teknisk og skalaeffektiv, mens DMUen i C er teknisk effektiv men ikke skalaeffektiv. Punkt A opererer i det man kaller for «*most productive scale size*» (MPSS), og som blir kalt optimal skala på norsk. Dette punktet kan beskrives som punktet der en rett linje trukket fra origo tangerer med produksjonsfronten (Coelli et al., 2005). MPSS kan defineres på følgende måte:

$$MPSS = maks \left\{ \frac{y}{x} \mid (x, y) \in T \right\} \quad (10)$$

Avstanden som DMUen i C må forflytte seg for å komme til punkt A, eller til MPSS, er målet på denne DMUens skalaeffektivitet. Dette målet kan man finne ved å se på forholdet mellom ED og EC, slik at man kan utlede følgende uttrykk:

$$\text{Skala effektivitet} = SE = \frac{ED}{EC} \quad (11)$$

Det som egentlig ligger bak dette uttrykket er at skalaeffektiviteten er forholdet mellom teknisk effektivitet ved forutsetning om CRS (også kalt total effektivitet) og teknisk effektivitet ved forutsetning om VRS (også kalt «ren» teknisk effektivitet), slik at SE kan utledes fra følgende:

$$\text{Skala effektivitet} = SE = \frac{TE_{CRS}}{TE_{VRS}} = \frac{\frac{ED}{EB}}{\frac{EC}{EB}} = \frac{ED}{EC} \quad (12)$$

Fra denne formelen ser man også at  $TE_{CRS}$  (total effektiviteten) er produktet av  $TE_{VRS}$  (ren teknisk effektiviteten) og skalaeffektiviteten.

#### 4.2.4 Produktivitetsendringer

I kapittel 4.2 ble totalfaktorproduktivitet (TFP) definert som forholdet mellom summert output og summert input. Man bruker et slikt produktivitetsmål for å kunne sammenligne prestasjoner på et gitt tidspunkt. Om man ønsker å sammenligne produktiviteten over tid eller mellom DMUer kommer man inn på produktivitetsendringer. Dette kan knyttes til det man kaller for indekstall (også bare kalt indeks). Coelli et al. (2005) definerer en indeks som et måltall på endringen i et sett med relaterte variabler.

Coelli et al. (2005) illustrerer en indeks med et enkelt eksempel der man antar at det er to DMUer som produserer outputvektorene  $y_1$  og  $y_2$  ved å bruke inputvektorene  $x_1$  og  $x_2$ . Prisen på outputvektorene er gitt som  $p_1$  og  $p_2$ , og prisene på inputvektorene er gitt som  $w_1$  og  $w_2$ .

$$\pi_1 = \frac{\sum_{r=1}^s p_{r1} y_{r1}}{\sum_{i=1}^m w_{i1} x_{i1}} \quad \pi_2 = \frac{\sum_{r=1}^s p_{r2} y_{r2}}{\sum_{i=1}^m w_{i2} x_{i2}} \quad (13)$$

$\pi_1$  og  $\pi_2$  er et lønnsomhetsmål for henholdsvis  $DMU_1$  og  $DMU_2$ . Forholdet mellom  $\pi_2$  og  $\pi_1$ , ( $\pi_2$  dividert på  $\pi_1$ ) gir prestasjonsmålet for  $DMU_2$  i forhold til  $DMU_1$ . Man kan bruke det samme eksempelet der det er én DMU som produserer i to ulike perioder, slik at man ville kommet fram til prestasjonsendringen over tid for denne DMUen. For å benytte seg av indekser for å se på endringer over tid bør man kvitte seg med effekten av prisendringer. Dette

kan gjøres ved å benytte seg av variabler i fysiske verdier eller ved å gjøre en justering av prisene ved bruk av en prisindeks (Coelli et al., 2005).

Det eksisterer flere TFP indekser for å måle endringen av TFP over tid. I henhold til Diewert og Nakamura (2003) er Malmquist produktivitetsindeks en av de vanligste indeksene. Denne vil bli gjennomgått i delkapittel 4.4. Andre anvendte TFP indekser er blant andre Törnqvist, Fisher, Paasche, og Laspeyres (Diewert og Nakamura, 2003).

### **4.3 Data Envelopment Analysis**

Data Envelopment Analysis (DEA) er en ikke-parametrisk, deterministisk metode som kan anvendes for å analysere effektiviteten blant DMUer som opererer i samme bransje (som har samme input og output faktorer). Basert på arbeidet til Farrell (1957) ble DEA metoden først introdusert med en matematisk formulering av Charnes et al. (1978). Metoden bygger på lineær programmering (LP) og beregner en front med DMUer som antas å være fullt effektive, eller som har «best-practice», for så å sammenligne resterende DMUer med denne fronten. Navnet DEA kommer av at metoden finner det minste teknologisetet som omhyller («envelopes») alle observasjoner av input-outputvektorer (Bogetoft og Otto, 2011).

Hovedfordelen med DEA er at man ikke trenger å forutsette noen funksjonell form på fronten (produksjonsfunksjonen) ettersom den beregnes på bakgrunn av de mest effektive DMUene. Metoden er heller ikke avhengig av prisinformasjon. Ulempen er at en deterministisk metode ikke tar hensyn til støy og tilfeldigheter i utregningene (man forutsetter at alle observasjonene stemmer). Man kan gjøre noe med dette ved å fjerne outliers (uteliggere). En av metodene man kan benytte seg av for å gjøre dette er ved hjelp av supereffektivitetsmodellen som ble introdusert av Andersen og Petersen (1993). Dette er en DEA metode der man kan få DMUer som er mer effektiv enn fronten. Supereffektivitetsmodellen blir gjennomgått i delkapittel 4.3.5.

DEA modellen til Charnes et al. (1978) forutsetter konstant skalautbytte. Denne ble utviklet videre av Banker et al. (1984) der de introduserte en DEA modell med variabelt skalautbytte. Modellene til Charnes et al. (1978) og Banker et al. (1984), ofte kalt CCR og BBC modellene etter forfatterens navn, blir gjennomgått i hhv. delkapittel 4.3.1 og 4.3.2. Tidligere i oppgaven, i delkapittel 4.2.3 som omhandlet skalaeffektivitet, ble det presisert at man kan finne skalaeffektiviteten ved å sammenligne to ulike modeller, der den ene forutsetter konstant

skalautbytte og den andre forutsetter variabelt skalautbytte. Ved å sammenligne modellene som nevnt ovenfor kan man derfor finne ut om DMUene er skalaeffektive. Om det viser seg at det er ineffektivitet kan man også finne ut om det er tiltagende eller avtagende skalautbytte. Dette blir gjennomgått i delkapittel 4.3.3.

Det er en rekke forutsetninger som ligger til grunn for DEA-metoden. Bogetoft og Otto (2011) oppsummerer 4 av de mest sentrale forutsetningene, noe som innebærer følgende:

1. *Fri avhendelse (free disposability)*. Går ut på at man fritt kan kvitte seg med unødvendige input og output. Dette åpner for sløsing, slik at man kan produsere mindre med mer. Dette kan formuleres som at om  $(x, y) \in T$ , og om  $x' \geq x$ , og  $y' \leq y$ , så er også  $(x', y') \in T$ .
2. *Konveksitet*. Tar for seg at for enhver mulig kombinasjon av input og output, så er en konveks kombinasjon (vektet gjennomsnitt) av disse også mulig. Altså om  $(x, y) \in T$ , og om  $(x', y') \in T$ , og  $0 \leq \alpha \leq 1$ , så vil også  $\alpha(x, y) + (1 - \alpha)(x', y') \in T$ .
3. *Skalautbytte*. Forutsetter at det kan være mulig å endre skalaen man opererer med. De vanligste skalautbytte-forutsetningene er konstant skalautbytte (constant returns to scale - CRS) og variabelt skalautbytte (variable returns to scale - VRS). Den strengeste forutsetningen er CRS, mens den svakeste er VRS som forutsetter at det ikke er mulig å endre skala. Ved CRS har man at for  $(x, y) \in T$  og  $k \geq 0$  så er også  $k(x, y) \in T$ .
4. *Additivitet*. Innebærer at om to mulige kombinasjoner av input og output er mulig, så er også summen av disse kombinasjonene mulig. Dette vil si at om  $(x, y) \in T$  og  $(x', y') \in T$ , så medfører det at  $(x + x', y + y') \in T$ .

I tillegg til forutsetningene som er nevnt ovenfor må også DMUene som er med i datasettet være forholdsvis like (forutsetning om homogenitet). Dette innebærer at DMUene produserer det samme produktet eller tjenesten, at DMUene opererer i samme bransje under samme markedsforhold, og at DMUene har samme input- og outputfaktorer i produksjonen (Golany og Roll, 1989; Dyson et al., 2001).

### 4.3.1 CCR-modellen

Charnes, Cooper og Rhodes (1978) var de første som introduserte DEA-metoden med en matematisk formulering. Modellen deres, ofte referert til som CCR-modellen, forutsetter konstant skalautbytte, og blir også derfor kalt for CRS-modellen. Den kan formuleres både med input- og outputorientering. En modell som beregner inputeffektiviteten kan uttrykkes som et matematisk LP-problem på følgende måte (Charnes et al., 1978):

$$\begin{aligned} \text{Max: } h_0 &= \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} \\ \text{når: } \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} &= 1 \\ \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} &\leq 0 \quad j = 1, \dots, n \\ u_r &\geq 0 \quad \forall r \quad (r = 1, \dots, s) \\ v_i &\geq 0 \quad \forall i \quad (i = 1, \dots, m) \end{aligned} \tag{14}$$

Denne formuleringen kalles for multiplikator («multiplier») modellen (Coelli et al., 2005) og er primal formen til LP-problemet. Dualitetsteorien sier at hvert LP-problem kan uttrykkes som et primalt og et dualt problem (Charnes et al., 1978; Golany og Roll, 1989), som begge gir samme resultat. I multiplikatormodellen som ble formulert ovenfor representerer fotskriften  $j$ ,  $r$  og  $i$  hhv. DMUene, output(s) og input(s). Videre står  $y_{rj}$  og  $x_{ij}$  for verdien til hhv. output  $r$  og input  $i$ , for DMU $_j$ . Altså hvor mye DMU $_j$  produserer av output  $r$ , og hvor mye  $j$  benytter seg av input  $i$ . I tillegg er  $u_r$  og  $v_i$  multiplikatorer, eller vekter, for  $r$  og  $i$ . Den relative effektivitetsscoren til den observerte DMU $_0$ , er gjengitt i målfunksjonen som  $h_0$ . Det bemerkes at LP-problemet må løses på nytt for hver DMU som er med i datasettet, slik at alle DMUene får en egen effektivitetsscore (Golany og Roll, 1989; Coelli et al., 2005). For hver nye DMU som blir lagt til i datasettet får man også en ny restriksjon som er lik restriksjon nummer to i modellen ovenfor.

Det som multiplikatormodellen gjør er å maksimere summen av vektet outputverdi for DMU $_0$ . Dette begrenses av restriksjonene som uttrykker at summen av vektet inputsverdi må være lik 1 (normeringsantakelse), og at forholdet som summen av vektet outputverdi har til summen av vektet inputsverdi (for DMU $_j$ ) må være mindre eller lik 1. Forenklet betyr dette at om DMU $_0$  produserer mer output med mindre eller samme mengde inputfaktorer som en annen

DMU, f. eks.  $DMU_p$ , så vil  $DMU_p$  få en effektivitetsscore  $h_p$  som er mindre enn 1.

Effektivitetsscoren til hver DMU må være mellom 0 og 1, der 1 er fullt effektiv.

Som nevnt kan også multiplikatormodellen uttrykkes i dual form. Denne kalles for omhyllings («envelopment») modellen (Coelli et al., 2005), og det er ofte denne versjonen som blir brukt i praksis. Grunnen til dette virker å være at modellen er mer intuitiv og lettere å sette seg inn i med tanke på tradisjonell produksjonsteori (Vassdal, 2009). Omhyllingsmodellen kan uttrykkes slik (Vassdal, 2009; Cook et al., 2014):

$$\begin{aligned}
 \text{Min: } & E_0 \\
 \text{når: } & \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq E_0 x_{i0} \quad i = 1, \dots, m \\
 & \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq y_{r0} \quad r = 1, \dots, s \\
 & \lambda_j \geq 0 \quad j = 1, \dots, n
 \end{aligned} \tag{15}$$

Her er  $E_0$  en skalar vekt, som representerer forskjellen mellom observert og optimal inputkombinasjon for  $DMU_0$ , mens  $\lambda_j$  er vekten til  $DMU_j$  som den observerte  $DMU_0$  sammenlignes mot (Vassdal, 2009). Det som er viktig å få fram er at  $\lambda_j$  viser den effektive produksjonsfronten med de mest effektive DMUene. Disse vil være referanseenheter for de ineffektive DMUene, der hver ineffektive DMU har hver sine effektive referanseenheter å sammenligne seg med. Det presiseres at en effektiv DMU kan være referanseenhet til flere ineffektive DMUer. De effektive DMUene er også referanser for seg selv.

Omhyllingsmodellen gjør en minimering av  $E_0$  som begrenses av restriksjonene. Den første restriksjonen sørger for at summen av inputverdien (for  $DMU_j$ ) vektet med  $\lambda_j$  må være mindre enn eller lik inputverdien (til  $DMU_0$ ) vektet med  $E_0$ . Dette innebærer at man prøver å komme fram til en nedre grense for hvor mye inputverdien for  $DMU_0$  kan reduseres. Den andre restriksjonen passer på at outputverdien til  $DMU_0$  ikke blir større enn summen av outputverdien til  $DMU_j$  vektet med  $\lambda_j$ , noe som får betydning av at den observerte  $DMU_0$  ikke kan produsere mer output enn det som er mulig å produsere, gitt den tilgjengelige inputen som  $DMU_0$  i utgangspunktet har. Forenklet kommer omhyllingsmodellen fram til hvor mye man kan minimere alle inputs proporsjonalt for et gitt nivå på output (Vassdal, 2009).

### 4.3.2 BCC-modellen

Basert på at CCR-modellen forutsetter konstant skalautbytte gjorde Banker, Charnes og Cooper (1984) en videreutvikling av denne, slik at de fikk en ny DEA modell som forutsetter variabelt skalautbytte. Etter forfatterne blir modellen ofte referert til som BCC-modellen, men som også blir kalt for VRS-modellen på grunn av forutsetningen om variabelt skalautbytte (Coelli et al., 2005). Hovedgrunnen til at en slik modell er ønskelig hviler på at modellen har et mer realistisk utgangspunkt, da den ikke lenger forutsetter at alle DMUene opererer med optimal skala, slik som i CRS-modellen. Dette innebærer at produksjonsmulighetsområdet endres (Vassdal, 2009). Banker et al. (1984) ønsket altså ikke bare å se på den tekniske effektiviteten, men også på skalaeffektiviteten.

Omhyllingsmodellen fra forrige delkapittel (4.3.1) kan uttrykkes på følgende måte ved forutsetning om variabelt skalautbytte (Banker et al., 1984):

$$\begin{aligned} \text{Min: } & E_0 \\ \text{når: } & \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq E_0 x_{i0} \quad i = 1, \dots, m \\ & \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq y_{r0} \quad r = 1, \dots, s \\ & \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \\ & \lambda_j \geq 0 \quad j = 1, \dots, n \end{aligned} \tag{16}$$

Sammenlignet med CCR-modellen (15) ser man at den eneste forskjellen er at det er lagt til en ny restriksjon som sørger for at summen av  $\lambda_j$  (vekten til DMU<sub>j</sub> som den observerte DMU<sub>0</sub> sammenlignes med) må være lik 1. Dette innebærer at samtlige sammenligningspunkter må være konvekse kombinasjoner av de faktiske observasjonene (Vassdal, 2009).

Sammenlignet med CRS-modellen er det viktig å få fram at VRS-modellen forholder seg til at det man faktisk observerer er mulig, noe som betyr at DMUene bare sammenligner seg med DMUer som har lik størrelse. Dette fører til at produksjonsfronten (den effektive fronten) kommer nærmere de observerte verdiene, slik at DMUene blir mer effektive under forutsetning om variabelt skalautbytte.

### 4.3.3 Skala ineffektivitet – tiltagende eller avtagende skalautbytte

For å kunne finne ut om en DMU er skala effektiv eller ineffektiv kan man som nevnt tidligere sammenligne CCR og BCC modellene. Problemet med dette er at man i utgangspunktet ikke kan si noe om DMUen opererer med tiltagende (økende) eller avtagende (reduserende) skalautbytte. Dette kan man enkelt finne ut av ved å løse CRS-modell (15) fra delkapittel 4.3.1 for  $DMU_0$  (som også er det samme som VRS-modell (16) uten konveksitetsrestriksjonen  $\sum \lambda_j = 1$ ). Thanassoulis et al. (2008) viser til følgende betingelser for å finne ut hvilket skalautbytte  $DMU_0$  opererer under:

- Hvis  $\sum \lambda_j \geq 1$ , har  $DMU_0$  avtagende skalautbytte
- Hvis  $\sum \lambda_j = 1$ , har  $DMU_0$  konstant (optimal) skalautbytte
- Hvis  $\sum \lambda_j \leq 1$ , har  $DMU_0$  tiltagende skalautbytte

Ved å finne ut av hvilket skalautbytte  $DMU_0$  opererer med vil man altså kunne si noe om hvorvidt  $DMU_0$  burde nedskalere eller oppskalere for å øke dens effektivitet (Vassdal, 2009). Om  $DMU_0$  opererer med tiltagende skalautbytte ville det vært optimalt for DMUen å ha vært større, og om  $DMU_0$  derimot opererer med avtagende skalautbytte ville det vært optimalt å ha vært mindre.

### 4.3.4 Slakk

Slakk er variablene som forårsaker ulikhet i LP-problemer, og er noe som oppstår fordi selv om DMUene befinner seg på et punkt på den effektive fronten (eller har referanseenheter som danner dette punktet), så vil de fleste også kunne bevege seg mer optimalt langs etter fronten. For input slakk innebærer dette mer spesifikt at man kan redusere input ytterligere samtidig som man fortsatt produserer samme output (Coelli et al., 2005). Slakk gir altså et uttrykk for sløsing av ressurser. Den kan komme til uttrykk ved å fjerne ulikheten fra omhyllingsmodellen (Thanassoulis et al., 2008), for så og løses ut for slakkvariablene:

$$s_i^- = E_0 x_{i0} - \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \quad (i = 1, \dots, m) \quad (17)$$

$$s_r^+ = \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - y_{r0} \quad (r = 1, \dots, s) \quad (18)$$

Her utgjør  $s_i^-$  slakk for input og  $s_r^+$  slakk for output.



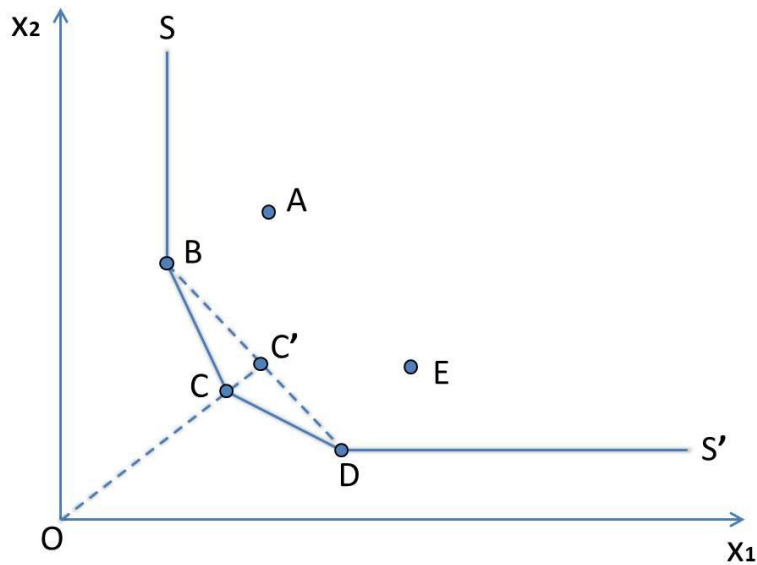
### 4.3.5 Supereffektivitetsmodellen

Supereffektivitetsmodellen ble introdusert av Andersen og Petersen (1993), og er en modifisert DEA modell som går ut på at man også ønsker å kunne sammenligne de effektive DMUene (de som er på produksjonsfronten og som i DEA har effektivitetsscore = 1) med hverandre. For å muliggjøre dette gir modellen rom for at de effektive DMUene kan få en effektivitetsscore som er høyere enn 1. Dette kommer fram ved at de effektive DMUene ikke lenger kan være referanseenheter for seg selv, og som konkret løses ved at for hver observerte DMU fjernes denne DMUen fra referansesettet. Altså om en DMU i utgangspunktet var på den effektive fronten (ved bruk av standard DEA) vil denne DMUen nå kunne befinne seg utenfor den effektive fronten (mer effektiv) ettersom den ikke lenger sammenligner seg opp mot seg selv. Supereffektivitetsmodellen kan også benyttes som en outlieranalyse for å identifisere «outliers» (uteliggere) med ekstreme observasjoner som påvirker datasettet på en urealistisk måte (Banker og Chang, 2006).

Modellen kan uttrykkes på følgende måte ved forutsetning om VRS (Seiford og Zhu, 1999; Chen, 2005):

$$\begin{aligned} \text{Min: } & E_0 \\ \text{når: } & \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq 0}}^n \lambda_j x_{ij} \leq E_0 x_{i0} \quad i = 1, \dots, m \\ & \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq 0}}^n \lambda_j y_{rj} \geq y_{r0} \quad r = 1, \dots, s \\ & \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq 0}}^n \lambda_j = 1 \\ & \lambda_j \geq 0 \quad j \neq 0 \end{aligned} \tag{19}$$

Denne modellen er tilnærmet identisk med BCC-modellen. Det eneste som skiller dem er at den observerte DMU<sub>0</sub> ikke lenger befinner seg i referansesettet (som kommer av  $j \neq 0$ ). Supereffektivitetsmodellen kan videre illustreres ved hjelp av figur 10 nedenfor, og som følger forklaringen og utgangspunktet til Coelli et al. (2005), der det benyttes to input for å produsere en output.



**Figur 10. Supereffektivitet**

Kilde: Figur 7.3, Coelli et al. (2005) s. 201.

Her ser man to utgangspunkt. Et der man benytter seg av den vanlige (standard) DEA modellen og et der man benytter seg av supereffektivitetsmodellen. Fronten man får av B, C og D er effektivitetsfronten ved bruk av standard DEA, der alle disse tre DMUene har en effektivitetsscore lik 1. Om man tar for seg supereffektivitetsmodellen der man eksklusivt ser på DMU<sub>C</sub>, får man en ny effektivitetsfront bestående av kun B og D. Da vil C ligge utenfor fronten og dermed ha en effektivitetsscore som er høyere enn 1. Denne scoren finner man ved å se på avstandsforholdet mellom OC (der DMUen befinner seg) og OC' (nærmeste punkt til fronten der scoren = 1), altså OC' dividert med OC, noe som her vil gi et tall som er større enn 1. Det presiseres at samtlige av DMUene som i utgangspunktet (standard DEA) var ineffektive vil få samme effektivitetsscore ved bruk av supereffektivitetsmodellen (Coelli et al., 2005). I figuren vil altså A og E ikke få ny (og høyere) effektivitetsscore.

Den største ulempen med supereffektivitetsmodellen er at noen av LP-problemene kan være ugyldige eller ikke gjennomførbare (under forutsetning om VRS), noe som har medført at det hviler en viss skepsis over modellbruken (Chen, 2005). Det som modellen for øvrig brukes en god del til er blant annet for å identifisere «outliers» i datasettet (Banker og Chang, 2006), noe som kan bidra med å øke reliabiliteten i effektivitetsanalyser.

#### 4.4 Malmquist produktivitetsindeks

Malmquist produktivitetsindeks (MPI) er en totalfaktorproduktivitets (TFP) indeks som benyttes for å måle produktivitetsendring over tid, eller mellom DMUer. Mer konkret måler MPI endringen i TFP mellom to perioder ved å beregne distanseforholdet til hver periode relativt til en felles produksjonsteknologi (Coelli et al., 2005). Teorien bak MPI er basert på arbeidet til Malmquist (1953), og som ble gjenopplaget av Caves et al. (1982). Malmquists teori hadde et konsumentteoretisk utgangspunkt der han benyttet seg av indifferenskurver, mens Caves et al. (1982) overførte denne teorien til et produksjonsteoretisk utgangspunkt der de istedenfor brukte distansefunksjoner.

I utregningene og eksemplene til Caves et al. (1982) tar de for seg produktivitetsendringen mellom to DMUer der de redegjør for MPI både med output- og inputorientering (med forutsetning om CRS). En annen måte å illustrere produktivitetsendring på, er over tid, noe som uttrykkes på følgende måte av Bogetoft og Otto (2011):

$$\text{MPI basert på periode } s = M^s = \frac{E_{crs}(t, s)}{E_{crs}(s, s)} \quad (20)$$

Her antar man at beregningen gjelder for én DMU, der  $E_{crs}(t, s)$  er målet på produktiviteten til denne DMUen i periode  $t$ , i forhold til produksjonsteknologien i periode  $s$ . Dette målet kan være både input- og outputorientert. Formel (20) uttrykker forholdet mellom produktiviteten i periode  $t$  opp mot teknologien i periode  $s$ , og produktiviteten i periode  $s$  opp mot teknologien i periode  $s$ . Om  $E_{crs}(t, s) > E_{crs}(s, s)$ , så har DMUen en produktivitetsfremgang fra periode  $s$  til  $t$ , mens om  $E_{crs}(t, s) < E_{crs}(s, s)$ , så har DMUen en produktivitetstilbakegang fra  $s$  til  $t$ . Dette betyr at om  $M^s$  er større enn 1 har man fremgang, og om  $M^s$  er mindre enn 1 har man tilbakegang. Det understrekes at  $M^s$  måler endringen i forhold til teknologien i periode  $s$ . Man kan derimot som Bogetoft og Otto (2011) også viser, ta for seg produktivitetsendringen i forhold til teknologien i periode  $t$ , slik at man får:

$$\text{MPI basert på periode } t = M^t = \frac{E_{crs}(t, t)}{E_{crs}(s, t)} \quad (21)$$

Dette får nesten samme tolkning som ovenfor, bare at man nå ser på forholdet mellom produktiviteten i periode  $t$  opp mot teknologien i periode  $t$ , og produktiviteten i periode  $s$  opp mot teknologien i periode  $t$ . MPI måles så som et geometrisk gjennomsnitt av (20) og (21), slik at:

$$MPI_{crs} = M(s, t) = \sqrt{M^S * M^T} = \sqrt{\frac{E_{crs}(t, s)}{E_{crs}(s, s)} * \frac{E_{crs}(t, t)}{E_{crs}(s, t)}} \quad (22)$$

Dette uttrykker altså produktivitetsendringen for en DMU fra periode  $s$  til periode  $t$ .

#### 4.4.1 Effektivitetsendring og teknologisk endring

Produktivitetsendringen man kommer fram til ved bruk av (22) kan forklares av to faktorer (Färe et al., 1992; Färe et al., 1994). Den første er effektivitetsendringen, som er den spesifikke endringen for hver enkelt DMU. Dette er med andre ord endringen som skyldes egne forbedringer, som f. eks. innføring av nye/bedre prosesser eller endring i organisasjonskultur. Den andre er den teknologiske endringen, som er endringen alle i markedet blir påvirket av. Altså om to DMUer opererer i samme marked bør man kunne forvente at disse DMUene har samme teknologiske framgang eller tilbakegang.

Färe et al. (1992) var de første til å introdusere en dekomponering av MPI som ble brutt ned til disse to faktorene vha. distansefunksjoner, men det er særlig Färe et al. (1994) som fikk gjennomslag for dette og som har vært mest innflytelsesrik. I tillegg til en dekomponering av MPI viser både Färe et al. (1992) og Färe et al. (1994) hvordan man kan finne disse faktorene, samt MPI ved bruk av en DEA-tilnærming, der de finner MPI ved å ta i bruk LP-problemer som løser ut de distansefunksjonene som kreves.

Bogetoft og Otto (2011) uttrykker dekomponeringen på følgende måte ved å endre på (22) til:

$$MPI_{crs} = M(s, t) = \sqrt{\frac{E_{crs}(t, s)}{E_{crs}(t, t)} * \frac{E_{crs}(s, s)}{E_{crs}(s, t)} * \frac{E_{crs}(t, t)}{E_{crs}(s, s)}} \quad (23)$$

Uttrykket for MPI ovenfor består nå av teknologisk endring og effektivitetsendring, der:

$$Teknologisk\ endring_{crs} = TC(s, t) = \sqrt{\frac{E_{crs}(t, s)}{E_{crs}(t, t)} * \frac{E_{crs}(s, s)}{E_{crs}(s, t)}} \quad (24)$$

$$Effektivitetsendring_{crs} = EC(s, t) = \frac{E_{crs}(t, t)}{E_{crs}(s, s)} \quad (25)$$

Den teknologiske endringen er et geometrisk gjennomsnitt av de to forholdene som framkommer i (24), der man i det første forholdet benytter seg av teknologien i periode  $t$  som utgangspunkt, og der man i det andre forholdet benytter seg av teknologien i periode  $s$  som utgangspunkt. Ut fra disse utgangspunktene sammenligner man forholdet opp mot og mellom produksjonsteknologiene i hver periode,  $s$  og  $t$ . Om den teknologiske endringen har en verdi som er over 1, representerer dette teknologisk framgang, noe som betyr at man kan produsere mer output med å bruke mindre input (Bogetoft og Otto, 2011). Teknologisk endring fører til at produksjonsfronten får et skift og forflytter seg.

Effektivitetsendringen er et mål på hvor mye mer eller mindre effektiv man har blitt i forhold til den nyeste (siste) teknologien, noe som får betydning av at om  $E_{crs}(t,t) > E_{crs}(s,s)$  medfører det at DMUen har kommet nærmere den effektive produksjonsfronten, og dermed økt produktiviteten i forhold til tidligere. Det er viktig å få fram at det i hovedsak er effektivitetsendringen DMUene selv kan gjøre noe med om de ønsker å øke produktiviteten (Bogetoft og Otto, 2011).

#### 4.4.2 Kilder til produktivitetsendring under forutsetning om VRS

Den teknologiske endringen og effektivitetsendringen som ble gjennomgått i forrige delkapittel 4.4.1 er de eneste kildene til produktivitetsendringen gitt at man kun opererer med CRS (Coelli et al., 2005). Om man derimot trekker VRS inn i bildet, viste Färe et al. (1994) at man kan dekomponere den teknologiske endringen videre ned til skalaeffektivitet og «ren» teknologisk effektivitet. Framgangsmåten til Färe et al. (1994) har fått en del kritikk der det framheves at det oppstår inkonsistens ettersom de benytter seg av den samme dekomponeringen av MPI for både CRS og VRS (Ray og Desli, 1997; Coelli et al., 2005). En alternativ dekomponering som virker å være mer konsistent ble foreslått av Ray og Desli (1997). De foreslo en dekomponering som målte den teknologiske endringen i forhold til produksjonsfrontene under VRS, samt en korrigert skalafaktor som de kalte for skalaendringfaktor (SCH). Dette kan uttrykkes på følgende vis:

$$MPI_{crs} = Teknologisk\ endring_{vrs} * Effektivitetsendring_{vrs} * SCH \quad (26)$$

der

$$Teknologisk\ endring_{vrs} = \sqrt{\frac{E_{vrs}(t, s)}{E_{vrs}(t, t)} * \frac{E_{vrs}(s, s)}{E_{vrs}(s, t)}} \quad (27)$$

$$Effektivitetsendring_{vrs} = \frac{E_{vrs}(t, t)}{E_{vrs}(s, s)} \quad (28)$$

$$SCH = \sqrt{\frac{\frac{E_{crs}(t, s)}{E_{vrs}(t, s)} * \frac{E_{crs}(s, t)}{E_{vrs}(s, t)}}{\frac{E_{crs}(s, s)}{E_{vrs}(s, s)} * \frac{E_{crs}(t, t)}{E_{vrs}(t, t)}}} \quad (29)$$

## 4.5 Statistiske metoder

Som nevnt i kapittel 4.3 er DEA en deterministisk metode, noe som innebærer at man ikke tar hensyn til støy og tilfeldigheter i datamaterialet og utregningene (Bogetoft og Otto, 2011). I utgangspunktet antar man at datamaterialet er feilfritt. Bogetoft og Otto (2011) presiserer dog at man fortsatt kan komme fram til innsiktsfulle resultater ettersom DEA ikke bør vurderes kun etter hvor god modellen er til å estimere data. De trekker fram at modellen allerede blir validert av de underliggende forutsetningene som er blitt gjort for å kunne gjøre analysen, som f. eks. fri avhendelse, konveksitet og forutsetninger om skalautbytte. Denne valideringen mener de kan sikre validiteten til DEA på samme måte som statistiske tester benyttes for å sikre validiteten til statistiske modeller. Til tross for dette trekker Bogetoft og Otto (2011) fortsatt fram at det i noen tilfeller kan være hensiktsmessig å tilføye DEA statistiske tilnærminger, som f. eks. hypotesetesting. To av de mest vanlige statistiske tilnærminger, modelltesting og bootstrapping, vil bli gjennomgått i de neste delkapitlene 4.5.1 og 4.5.2.

### 4.5.1 Modelltesting

Hypotesetester for DEA modeller ble introdusert av Banker (1993) og Banker (1996), der man tar bort en eller flere variabler for å kunne sammenligne effektiviteten mellom to ulike modeller. Dette innebærer å sammenligne en modell der man har alle de ønskede variablene og en modell der man enten har lagt til eller har tatt bort en eller flere av disse variablene. I det videre benyttes framgangsmåten til Bogetoft og Otto (2011) for å illustrere hypotesetesting av modeller.

Det antas at man har to teknologisett,  $T_1$  og  $T_2$ , der  $T_1$  har  $m_1$  input og  $T_2$  har  $m_2 > m_1$  input. Her ønsker man å teste om man bør benytte seg av færre input, altså om man bør benytte seg av  $T_1$ . Dette fører til at  $T_1$  representerer nullhypotesen og  $T_2$  representerer alternativhypotesen, der man tester nullhypotesen mot alternativhypotesen. Etersom  $T_2$  har flere inputvariabler fører det til at  $T_2$  også har flere restriksjoner i LP-problemet, noe som medfører et mindre teknologisett. Det minste teknologisetet har høyest effektivitet. Altså får man at  $1 \geq E_2 \geq E_1$ , der effektivitetsscore  $E_2$  og  $E_1$  representerer hhv. teknologisett  $T_2$  og  $T_1$ . Om  $E_1$  og  $E_2$  er veldig forskjellig fra hverandre, forkaster man nullhypotesen  $T_1$  og aksepterer alternativhypotesen  $T_2$  ( $T_1$  og  $T_2$  er signifikant forskjellig). Om  $E_1$  og  $E_2$  derimot er relativt like betyr det at man ikke får noe særlig ut av å bruke flere inputs (med flere restriksjoner), noe som medfører at man aksepterer nullhypotesen og forkaster alternativ hypotesen.

Dette kan man videreføre til  $n$  DMUer ved å anta at fordelingen av effektivitetsscorene til  $n$  DMUer ved bruk av teknologisett  $T_1$  og  $T_2$  er hhv.  $g_1$  og  $g_2$ , noe som kan uttrykkes ved følgende hypotese:

$$H_0: g_1 = g_2 \quad H_A: g_1 \neq g_2$$

Om effektivitetsscorene har en eksponentiell fordeling kan teststatistikken uttrykkes som:

$$T_{EKSP} = \frac{\sum_{j=1}^n t(E_1^j)}{\sum_{j=1}^n t(E_2^j)} \quad (30)$$

Basert på teknologisett  $T_1$  og  $T_2$  er inputeffektiviteten til DMU  $k$  hhv.  $E_1^j$  og  $E_2^j$ . Ved å benytte seg av de samme variablene kan man også utrykke teststatistikken der effektivitetsscorene har en halvnormal fordeling:

$$T_{HN} = \frac{\sum_{j=1}^n t(E_1^j)^2}{\sum_{j=1}^n t(E_2^j)^2} \quad (31)$$

Man kan benytte seg av Kolmogorov-Smirnov teststatistikk om man ikke har noen forutsetning om hvilken fordeling effektivitetsscorene har. Dette kan uttrykkes som:

$$T_{KS} = \max_{j=1, \dots, n} \{|G_1(E^j) - G_2(E^j)|\} \quad (32)$$

Her er  $G_1$  og  $G_2$  empiriske kumulative fordelinger som gjør at  $T_{KS}$  blir den største (vertikale) differansen mellom disse fordelingene.

I eksemplene til Bogetoft og Otto (2011) benytter de seg av alle de tre nevnte teststatistikkene ( $T_{EKSP}$ ,  $T_{HN}$  og Kolmogorov-Smirnov test) på samme data. Dette kan være fordelaktig for å sjekke om man kommer fram til samme konklusjon med forutsetning om ulike fordelinger. Om man får trippelbekreftet modellen er det bedre enn om man bare hadde fått det bekreftet med en av testene, spesielt om man er usikker på hvordan fordelingen egentlig er.

#### 4.5.2 Bootstrapping

«Bootstrappingmetoden» er en metode som ble introdusert av Efron (1979), og som ble videreutviklet av Simar og Wilson (1998) for å kunne brukes i DEA sammenheng. Idéen går ut på å estimere sannsynlighetsfordelingen basert på tusenvis av tilfeldige utvalg fra datasettet (de observasjonene man har) for å kunne si noe om variansen til dette datasettet. Ved å benytte seg av bootstrap metoden kan man få et estimat på den teknisk mulige fronten, og ikke bare den observerte fronten som man finner ved bruk av tradisjonell DEA.

I det videre benyttes framgangsmåten til Bogetoft og Otto (2011) for å gi en gjennomgang av bootstrapping. Det antas at man har  $n$  DMUer, der observasjonene kan beskrives som  $(x^1, y^1), \dots, (x^n, y^n)$ , og inputeffektiviteten kan uttrykkes som  $E^1, \dots, E^n$ . For å kunne estimere effektivitetsvariansen brukes de virkelige observasjonene som et utvalg, slik at man får et utvalg  $X = \{(x^1, y^1), \dots, (x^n, y^n)\}$  av inputs og outputs fra  $n$  DMUer. Om man forutsetter VRS kan man ved hjelp av DEA bruke  $X$  til å estimere seg fram til et teknologisett  $\hat{T}$  for teknologisett  $T$ :

$$\hat{T} = \{(x, y) \mid x \geq \sum_{j=1}^n \lambda^j x^j, y \leq \sum_{j=1}^n \lambda^j y^j, \lambda^j \geq 0, \sum_{j=1}^n \lambda^j = 1\} \quad (33)$$

Videre kan de estimerte DEA effektivitetsscorene uttrykkes som:

$$\hat{E}^j = \min\{\theta \in \mathbb{R} \mid (\theta x^j, y^j) \in \hat{T}\} \quad (j = 1, \dots, n) \quad (34)$$

Ved å benytte denne fremgangsmåten kan man se på utvalget  $X$  som en realisering av tilfeldige variabler  $(X, Y)$  som er identisk og uavhengig fordelt, og som har en sannsynlighetsfordeling  $P$  med støtte i  $T$ . Man har ingen kjennskap til  $P$ , men dette kan løses



ved hjelp av bootstrapping for å komme fram til en estimert sannsynlighetsfordeling  $P^*$ . Om man da bruker  $P^*$  for  $P$ , kan man lage et utvalg  $X^*$  fra  $P^*$ , for så å estimere seg fram til et teknologisett  $T^*$  og en effektivitetsscore  $E^{j*} = \min \{ \theta \in \mathbb{R} \mid (\theta x^j, y^j) \in T^* \}$ . Man kan da videre komme fram til den empiriske variansen for  $E^j$  ved å repetere denne prosessen tilstrekkelig mange ganger, slik at man får tilstrekkelig mange  $E^{j*}$  estimater.

Ettersom det benyttes DEA vil man operere med bias. Som nevnt tidligere forutsetter DEA at datamaterialet i utgangspunktet er feilfritt, noe som medfører at  $\hat{T} \in T$ . Dette fører så til at  $\hat{E}^j \geq E^j$  siden man minimerer over et mindre sett, noe som betyr at den estimerte effektivitetsscoren er et «upward-biased» estimat av  $E^j$  (Bogetoft og Otto, 2011). Man kan beregne bias ved hjelp av følgende formel:

$$bias^j = EV(\hat{\theta}^j) - \theta^j \quad (35)$$

Her er  $EV(\hat{\theta}^j)$  forventningsverdien til DEA-estimert effektivitet basert på teknologisett  $\hat{T}$ . Denne verdien trekkes så fra  $\theta^j$  som representerer den faktiske effektiviteten basert på den faktiske (men ukjente) teknologien  $T$ . Siden man ikke kjenner fordelingen til  $\theta^j$  kan man ikke beregne  $EV(\hat{\theta}^j)$ . Dette kan løses ved hjelp av bootstrapping, slik at man får et estimert bias som kan uttrykkes slik:

$$bias^{j*} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \theta^{jb} - \hat{\theta}^j = \bar{\theta}^{j*} - \hat{\theta}^j \quad (36)$$

$\theta^{jb}$  er et estimat på bootstrap replikaen  $b$  (av  $\theta^j$ ) basert på replika teknologisett  $T^b$ . Videre kan man da komme fram til et bias-korrigert estimat  $\tilde{\theta}^j$  av  $\theta^j$ :

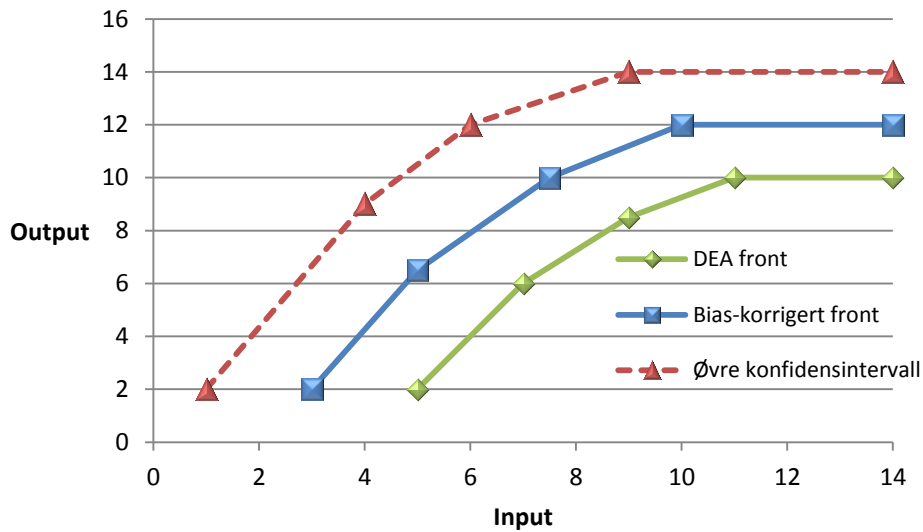
$$\tilde{\theta}^j = \hat{\theta}^j - bias^{j*} = \hat{\theta}^j - \bar{\theta}^{j*} + \hat{\theta}^j = 2\hat{\theta}^j - \bar{\theta}^{j*} \quad (37)$$

For å finne estimatenes nøyaktighet kan man se på variansen til bootstrap estimatet, noe som kan uttrykkes slik:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B (\theta^{jb} - \bar{\theta}^{j*})^2 \quad (38)$$

Basert på det som hittil har vært presentert i dette delkapitlet (Bogetoft og Otto, 2011) kan bias-korrigert bootstrap front og vanlig DEA front illustreres slik som i figur 11 nedenfor. Her

illustreres også øvre konfidensintervall med et tenkt konfidensnivå på 95 %, noe som betyr at i 95 % av tilfellene vil et tilfeldig utvalg være til høyre for (innenfor) grafen.



**Figur 11. Bias-korrigert bootstrap front og DEA front**

Det trekkes fram at Coelli et al. (2005) mener det er mer eller mindre meningsløst å benytte seg av bootstrapping metoden når DEA-analysen tar for seg hele populasjonen. Når hele utvalget tilsvarer populasjonen må fronten man kommer fram til være den sanne fronten, slik at det ikke er noen åpenbar grunn å se på variasjonen i utvalget. De presiserer også at bootstrapping er vanskelig å benytte seg av og at forutsetningene man legger til grunn for metoden ikke alltid ser ut til å stemme. Det kommer dog fram at metoden fortsatt kan være nyttig, i alle fall som et supplement, om man ønsker å se på sensitiviteten til effektivitetsmålene.

Bootstrap metoden ble videreutviklet for å kunne brukes i MPI sammenheng av Simar og Wilson (1999). I det videre følges fremgangsmåten til disse forfatterne. Det antas en data genereringsprosess der DMUer får tilfeldige avvik fra den faktiske fronten. Denne genereringsprosessen repliseres slik at man får B antall estimerte utvalg  $\rho^*$ :

$$\rho^* = \{(x_{it}^*, y_{it}^*) \mid i = 1, \dots, N; t = 1, 2\} \quad (39)$$

Deretter måles distansen fra hver observasjon i det faktiske utvalget  $\rho$  til fronten som er blitt estimert av  $\rho^*$  (for begge periodene). Dette kan løses ved hjelp av følgende LP-problem:

$$(\widehat{D}_i^{t_1|t_2^*})^{-1} = \min\{\lambda \mid y_{it_1} \leq Y^{t_2^*} q_i, \lambda x_{it_1} \geq X^{t_2^*} q_i, q_i \in \mathbb{R}_+^N\} \quad (40)$$

der  $Y^{t*} = [y_{1t}^* \dots y_{Nt}^*]$  og  $X^{t*} = [x_{1t}^* \dots x_{Nt}^*]$ . For to perioder  $t_1$  og  $t_2$  fører dette til følgende bootstrap estimater:  $\{\widehat{D}_i^{t_1|t_1^*}(b), \widehat{D}_i^{t_2|t_2^*}(b), \widehat{D}_i^{t_1|t_2^*}(b), \widehat{D}_i^{t_2|t_1^*}(b)\}_{b=1}^B$ , for hver DMU  $i = 1, \dots, N$ . Disse estimatene brukes så til å komme fram til bootstrap estimatene:  $\widehat{M}_i(t_1, t_2)(b)$ ,  $\widehat{E}_i(t_1, t_2)(b)$ ,  $\widehat{T}_i(t_1, t_2)(b)$ , der  $i = 1, \dots, N$  og  $b = 1, \dots, B$ .  $M$  representerer MPI,  $E$  tar for seg effektivitetsendringen, og  $T$  er et mål på den teknologiske endringen.

Etter man har kommet fram til bootstrap estimatene kan man foreta en bias-korrigering. Dette kan illustreres ved hjelp av et sett med bootstrap estimater (for MPI) for DMU  $i$ :

$\{\widehat{M}_i^*(t_1, t_2)(b)\}_{b=1}^B$ . Ved å endre  $M$  til  $E$  eller  $T$  kan man illustrere effektivitetsendringen eller den teknologiske endringen på samme måte. Bias for  $\widehat{M}_i(t_1, t_2)$  kan uttrykkes som:

$$\widehat{bias}_B[\widehat{M}_i(t_1, t_2)] = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \widehat{M}_i^*(t_1, t_2)(b) - \widehat{M}_i(t_1, t_2) \quad (41)$$

Dette uttrykket er en empiriske bootstrap analog til  $E[\widehat{M}_i(t_1, t_2)] - M_i(t_1, t_2)$ , noe som gjør at man videre kan beskrive en bias-korrigering av  $M_i(t_1, t_2)$  på følgende måte:

$$\widehat{M}_i(t_1, t_2) = \widehat{M}_i(t_1, t_2) - \widehat{bias}_B[\widehat{M}_i(t_1, t_2)] = 2\widehat{M}_i(t_1, t_2) - \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \widehat{M}_i^*(t_1, t_2)(b) \quad (42)$$

## **5 Forskningsmetode**

### **5.1 Forskningsdesign**

I denne oppgaven har det vært ønskelig å få mer innsikt i fenomenet som studeres (effektivitet og produktivitetsutviklingen i lakseoppdrettsnæringen), slik at fenomenet kan beskrives på en mer nøyaktig måte. Til dette formålet er det blitt valgt et deskriptivt (beskrivende) forskningsdesign (Saunders et al., 2012). Videre er det også benyttet et ekstensivt design basert på at oppgaven går i bredden ved å undersøke mange enheter, slik at man får en mer presis og generaliserbar vurdering av fenomenet.

På bakgrunn av at oppgaven har en problemstilling som er definert klart og strukturert på forhånd, samt at datautvalget består av tall, så benyttes det en kvantitativ tilnærming. Samtidig har oppgaven en deduktiv tilnærming ettersom fokuset er på å analysere data for å teste teori (Saunders et al., 2012).

### **5.2 Datainnsamling og utvalg**

Datainnsamlingen består av sekundærdata i form av lønnsomhetsmålinger utført av Fiskeridirektoratet. Som nevnt innledningsvis i delkapittel 1.3 er dataen anonymisert, slik at man ikke har kunnet si noe om hvem de ulike selskapene er, med unntak av Grieg Seafood Finnmark AS og Grieg Seafood Rogaland AS. Årsaken til at det har vært mulig å lokalisere Grieg Seafood i Fiskeridirektoratets datasett er fordi selskapet har gitt tilgang til de samme data som tidligere var rapportert til Fiskeridirektoratet. Det er viktig å få fram at denne masteroppgaven er blitt skrevet i samarbeid med Grieg Seafood. De har gitt tillatelse og oppfordring til å lokalisere dem, for så å se nærmere på dem.

For 2014 og 2009 var utvalget på hhv. 88 og 106 selskaper. Utvelgelsen var en form for ikke-sannsynlighetsutvalg ettersom det har blitt brukt teknikker med subjektive elementer for utvelgelse (Saunders, et al., 2012). I utgangspunktet kan det være vanskelig å generalisere slike utvalgsmetoder, men det lar seg gjøre om man samler inn nok data til å kunne oppnå en datametning, som vil si at mer data tilfører lite ny informasjon. Om man ser på utvalget for denne oppgaven og sammenligner det med Fiskeridirektoratets oversikt over antall selskaper i drift (Fiskeridirektoratet, 2015) [5], så finner man ut at 80 av 147 selskaper er med i utvalget (for 2014). Derfor bør man kunne anta at en datametning vil være oppnådd selv om det

benyttes et ikke-sannsynlighetsutvalg, slik at utvalget er representativt for populasjonen. I tillegg skal det komme fram at Fiskeridirektoratet (2015a) selv bare sendte ut lønnsomhetsskjema til 117 selskaper noe de hovedsakelig begrunnet med at de resterende bedrev for mye annen virksomhet. Ut av disse 117 hadde 4 ingen inntekt eller produksjon, 13 viste seg likevel å ha for høy andel med annen virksomhet, 2 leverte ikke skjema, og 10 hadde fusjonert med andre selskaper i utvalget. På bakgrunn av dette er utvalget sannsynligvis mer representativt enn det først tilsynelatende er.

I henhold til Golany og Roll (1989) er tommelfingerregelen at man bør ha dobbelt så mange DMUer som input og output når man benytter seg av DEA. Banker et al.(1989) mener derimot at antall DMUer bør være tredoblet. Man må tenke på at DEA er ment som et benchmarkingsverktøy der man sammenligner individuelle ytelser opp mot «best-practice», og derfor påstår Cook et al. (2014) at det egentlig er meningsløst å ha et krav for hvor stort utvalget skal være. Dette er uansett ikke et problem for denne oppgaven ettersom utvalget består av mer enn nok DMUer.

### **5.3 Reliabilitet og validitet**

Reliabilitet sier noe om i hvilken grad målene er konsistente, slik at de ville gitt samme resultat om de hadde vært reprodusert av en annen forsker eller i et annet scenario (Saunders et al., 2012). Med andre ord sier det oss noe om påliteligheten/troverdigheten til målene. En av måtene reliabiliteten til denne oppgaven har blitt testet på, er ved å sammenligne resultatene for år 2009-2013 med resultatene til Wikeland (2015) og Holst (2016). Ettersom resultatene og utviklingen var relativt like indikerer det en høy grad av reliabilitet.

Som nevnt i kapittel 4.3 er det største problemet med DEA at det er en deterministisk metode som ikke tar hensyn til støy og tilfeldigheter i beregningene (Bogetoft og Otto, 2011). Derfor er fjerning av vesentlige outliers (uteliggere) en sentral del av oppgaven for å øke reliabiliteten. Outliers kan enten forekomme fra feilrapportering eller fra DMUer som skiller seg i relativt stor grad fra de andre DMUene. DMUer som skiller seg svært mye ut bør fjernes selv om det ikke er feilrapportering ettersom det vil påvirke resultatene til analysen på en urealistisk måte (Bogetoft og Otto, 2011). For å fjerne outliers ble supereffektivitetsmodellen til Andersen og Petersen (1993) brukt. Enda en måte som utføres for å sikre god reliabilitet er benyttelsen av metoder som forsøker å tilføye DEA statistiske egenskaper slik at man kan teste om modellen man benytter seg av er statistisk signifikant.

Validitet tar for seg hvorvidt dataen man benytter seg av evner å måle det man faktisk ønsker å måle (Saunders et al., 2012). Cook et al. (2014) presiserer at tidligere forskning med DEA har hatt for lite fokus på validitet. De hevder at mange forskere tar for gitt at input- og outputvariablene de benytter i DEA modeller reflekterer prosessen som det forskes på. De poengterer at hvis problemet man tar for seg i DEA-modellen er i form av en produksjonsprosess, så vil man ofte kunne identifisere input og output mer nøyaktig. På bakgrunn av at denne oppgaven tar for seg en slik produksjonsprosess, og at tidligere forskning på samme bransje (Vassdal og Holst, 2011; Asche et al., 2013; Holst, 2016) delvis bruker samme input- og outputvariabler (og som dermed bidrar til en felles enighet om at vi måler det vi ønsker), så vil det være en rasjonell antakelse å kunne hevde at oppgaven har god validitet.

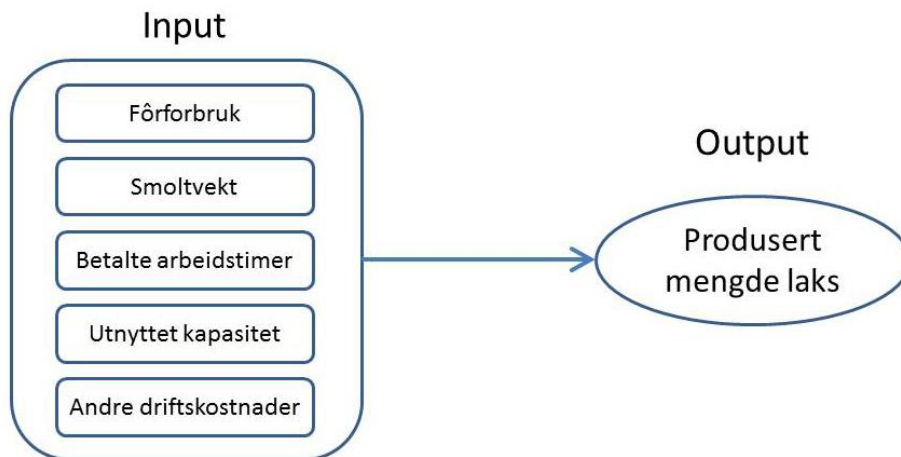
#### **5.4 Forskningsmodell**

For å kunne benytte seg av effektivitets- og produktivitetsanalyser må man ha én eller et sett med inputvariabler og en eller et sett med outputvariabler. Denne oppgaven forsøker å måle de samme variablene som i mange tidligere oppgaver (Hansen og Hansen, 2008; Vassdal og Holst, 2011; Asche et al., 2013; Wikeland, 2015; Holst, 2016). Dette innebærer i hovedsak at inputvariablene er fôrforbruk, smoltkostnad, lønnskostnader, kapitalbinding og andre driftskostnader. Outputvariabelen er produsert mengde laks. I denne oppgaven er det blitt valgt å endre kapitalbinding til utnyttet kapasitet, smoltkostnader til smoltvekt, og lønnskostnader til betalte arbeidstimer, noe som også er blitt gjort av Holst (2016). Grunnen til denne endringen er at det er ønskelig å få flest mulig variabler omgjort til fysiske verdier, noe som underbygges av at en optimal DEA bør benytte seg av mengdetall slik at man unngår effekten av prisendringer mellom selskapene (Charnes et al., 1978; Coelli et al., 2005).

De nevnte variablene utgjør en god modell fordi de evner å representere produksjonskostnadene og -prosessen på en god måte. Svakheten med modellen er at variabelen «andre driftskostnader» fortsatt blir målt som pris/verdi-tall. En priskorrigerings (nødvendig for MPI) av denne blir gjennomgått i delkapittel 5.6. Det presiseres at i samtlige av beregningene til modellen brukes tall for både atlantisk laks og regnbueørret (slik man har fått det fra Fiskeridirektoratet). Ettersom regnbueørret utgjør mindre enn 10 % av den totale produksjonen samt at de fleste selskapene kun produserer laks, vil det i det videre medføre at

regnbueørret inkluderes i beregningene selv når oppgaven kun nevner laks.

Forskningsmodellen og variablene illustreres i figur 12 nedenfor.



Figur 12. Forskningsmodell

I neste delkapittel (5.5) blir det gjort en redegjørelse for hvordan variablene i modellen kommer til å bli målt.

## 5.5 Operasjonalisering av variablene

Det er ikke alle variablene som ble gjennomgått i forrige delkapittel (5.4) som lar seg måle direkte uten mellomregninger. Derfor gjøres det her en gjennomgang og oversikt over hvordan de ulike variablene vil bli operasjonalisert (gjort målbar). For deskriptiv statistikk for variablene henvises det til vedlegg 1.

*Fôrforbruk* vil bli målt i kilogram som:

$$\text{Fôrforbruk} = IB \text{ fôrlager} - UB \text{ fôrlager} + \text{kjøp av fôr i året} \quad (43)$$

Kostnader knyttet til denne inputvariabelen har de siste årene vist seg å være den desidert største og viktigste kostnadsposten. Fra 2008-2014 har den stått for omtrent halvparten av de totale driftskostnadene (Fiskeridirektoratet, 2015) [11].

*Smoltvekt* blir målt i kilogram og er et mål for vekta på den utsatte smolten på utsettingstidspunktet (total årlig mengde). Tidligere oppgaver (blant annet Lagesen og Sørensen, 2006, Vassdal og Holst, 2011 og Wikeland, 2015) valgte å benytte seg av smoltkostnad framfor smoltvekt. Dette begrunnes med at det kan være mer hensiktsmessig ettersom smolten har ulik størrelse og ulike forutsetninger for å overleve. Denne oppgaven

argumenterer for at gevinsten ved å benytte seg av en variabel med fysiske verdier utvinner denne usikkerhetsfaktoren. Dette understøttes delvis av Holst (2016) som også har valgt å benytte seg av smoltvekt. Det presiseres at Holst (2016) hadde to modeller der den ene brukte smoltvekt og den andre smoltkostnad.

*Betalte arbeidstimer* måles som antall arbeidstimer det ble utbetalt lønn for (til produksjon av matfisk). I mange tidligere oppgaver er variabelen lønnskostnader blitt brukt framfor betalte arbeidstimer, noe som begrunnes med at mange av selskapene har rapportert runde tall, noe som indikerer slurv eller feilrapportering. Det er vanskelig å være uenig i dette, men det er sannsynlig at disse tallene ikke avviker mye fra de virkelige verdiene, og til tross for usikkerheten vil man fortsatt kunne påstå at fordelene med å benytte fysiske verdier overveier denne usikkerheten. Vassdal og Holst (2011) og Asche et al., (2013) har også brukt betalte arbeidstimer.

*Utnyttet kapasitet* blir målt som kubikkmeter og tar for seg det utnyttede volumet i sjøen som selskapene benytter seg av for å produsere laks. Denne variabelen erstatter kapitalkostnad/kapitalbinding som er blitt brukt i tidligere oppgaver. Det å bruke utnyttet kapasitet er fordelaktig fordi det først og fremst er en fysisk størrelse, og for det andre sier det noe om den faktiske kapasiteten hvert selskap evner å benytte seg av. Kapitalbinding er en usikker faktor, fordi man ikke får et klart og sikkert bilde på hvor mye kapital som egentlig er bundet i selskapene. F. eks. kan noen ha leasingavtaler som medfører at det er oppført 0 i verdi under blant annet postene som utgjør varige anleggsmidler (bygninger, oppdrettsutstyr og driftsløsøre). Dette gjør at selskapene som har 0 verdier blir et problem for variabelen kapitalbinding. Det skal også komme fram at Fiskeridirektoratet gikk i 2009 over fra et samfunnsøkonomisk til et bedriftsøkonomisk perspektiv, noe som har medført at blant annet verdien på anleggsutstyr og avskrivninger fra og med 2009 har blitt hentet fra regnskapstallene til selskapene. Disse tallene, særlig på grunn av periodiseringer og regnskapsmessige avskrivninger, kan vise til verdier som ikke er helt i samsvar med virkelig verdi. På bakgrunn av det som er nevnt har det blitt valgt å erstatte kapitalbinding med utnyttet kapasitet (framfor å benytte begge variablene). Valget av å bruke utnyttet kapasitet understøttes av Holst (2016).

*Andre driftskostnader* måles som summen av «andre driftskostnader» (inkludert tap på fordringer) og «forsikringskostnader». Selv om denne variabelen ikke er oppgitt i fysiske verdier blir den fortsatt tatt med fordi den dekker en relativt stor andel av



produksjonskostnadene. Det er en nødvendig faktor for at et selskap skal kunne være funksjonell, selv om kostnadene ikke direkte kan knyttes opp til produksjonsprosessen. Variabelen omfatter blant annet elementer som elektrisitet, drivstoff, leiekostnader, vedlikehold, lusetelling, notkostnader (vask av nøter) og rensesk (Iversen et al., 2015).

*Produsert mengde laks* vil bli målt i rund kilovekt (vekta etter sulting og bløgging, men før sløying). Fiskeridirektoratet har endret en del på denne beregningen gjennom perioden. Derfor er det tatt hensyn til disse endringene slik at man får en variabel som er konsistent, noe som har medført at følgende formel brukes for samtlige år:

$$\text{Produsert mengde laks} = (\text{Solgt mengde} + \text{beholdning av frossen fisk 31.12}) + \left( \frac{\text{behold. av levende fisk 31.12} - \text{vekt utsatt smolt} - \text{behold. av lev. fisk 1.1}}{1,067} \right) \quad (44)$$

Her er 1,067 omregningsfaktoren fra levende vekt til rundvekt som fiskeridirektoratet benytter seg av og som er hentet fra norsk standard (NS) 9417:2012. Årsaken til at beholdningen av frossen fisk per 31.12 er med, og ikke beholdningsendringen av frossenfisk, er fordi selskapene fryser fisk som en del av foredlingen. Man kan altså anse dette som en foredlingsprosess (og ikke som del av varelageret). Det er i tillegg svært få selskaper som faktisk har beholdning av frossen fisk per 31.12. Utsatt smoltvekt (på utsettelsestidspunktet) er trukket fra fordi denne mengden egentlig er produsert hos settefiskprodusenten.

## 5.6 Priskorrigerings for variabelen «andre driftskostnader»

Ved bruk av Malmquist produktivitetsindeks (MPI) sammenligner man ulike år opp mot hverandre, og derfor vil det være nødvendig å korrigere prisendringene mellom disse årene. For å gjøre dette vil det bli gjort en indeksjustering ved bruk av konsumprisindeksen, som er blitt hentet fra Statistisk Sentralbyrå. Det er kun variabelen «andre driftskostnader» som må justeres ettersom dette er den eneste variabelen som blir målt som pris/verdi-tall.

Indeksjusteringen illustreres i tabell 1 nedenfor, der 1998 = 100.

**Tabell 1. Konsumprisindeksen fra 2009 til 2014**

	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Konsumprisindeks (totalindeks)	125,7	128,8	130,4	131,4	134,2	136,9
Årsendring i prosent	2,1	2,5	1,2	0,8	2,1	2

Kilde: Statistisk sentralbyrå (2016) [14]

## **5.7 Analyse av data**

For å analysere effektiviteten og produktivitetsutviklingen har denne oppgaven benyttet seg av Data Envelopment Analysis (DEA) og Malmquist produktivitetsindeks (MPI). Basert på resultatene har det også blitt gjort en benchmarking av Grieg Seafood Finnmark AS.

Dataprogrammet som ble brukt for å gjøre analysene var «R» versjon 3.2.3 og 2.15.3, med pakkene «Benchmarking» utviklet av Bogetoft og Otto (2011), og «FEAR» utviklet av Wilson (2008). Se vedlegg 2 for scriptene som ble benyttet.

Som en del av analysen er det også blitt sett på skalaeffektiviteten og skalautbytte for å finne ut i hvilken grad DMUene opererer med ineffektiv eller optimal skala og hvor mye dette har å si for effektiviteten. Dette ble gjort ved å sammenligne modellene der den ene forutsetter CRS og den andre VRS.

### **5.7.1 Statistiske metoder**

Selv om DEA er en deterministisk metode er det blitt utviklet flere metoder og tilnærminger som forsøker å tilføye DEA statistiske egenskaper. Det er særlig to tilnærminger denne oppgaven har valgt å fokusere på. Den første er utførelsen av hypotesetester for modellen i analysen. Dette ble gjort i tråd med Banker (1993) og Banker (1996), der inputvariabelen «utnyttet kapasitet» ble tatt bort for å kunne sammenligne effektiviteten mellom to ulike modeller (en modell med alle variablene og en der utnyttet kapasitet har blitt tatt bort). Ved å gjøre dette fant man ut om disse modellene var (statistisk) signifikant forskjellig.

Den andre tilnærmingen som oppgaven benyttet seg av er «bootstrap» metoden til Simar og Wilson (1998) og Simar og Wilson (1999). Ved å benytte seg av denne metoden kunne det estimeres fram til den teknisk mulige fronten, og ikke bare den observerte fronten basert på tradisjonell DEA. Dette innebar en estimering av konfidensintervallene for å se på sensitiviteten til effektivitetsmålene. Det er blitt benyttet bootstrapping for både DEA og MPI, der det ble gjort 2000 bootstrap replikaer for hver test.

### **5.7.2 Benchmarking av Grieg Seafood Finnmark AS**

Det er blitt brukt en kombinasjon av prestasjons- og konkurrentbenchmarking for å sammenligne Grieg Seafood Finnmark AS (GSFF) mot de andre eksterne DMUene i markedet. Som nevnt i kapittel 4.1 vil denne kombinasjonen av benchmarkingsformer ha en

høy potensiell verdi for den som benchmarker seg (Andersen og Pettersen, 1995). Benchmarkingen ble utført på bakgrunn av resultatene fra effektivitetsanalysen, der innsatsfaktorbruken til GSFF sine referanseenheter ble benyttet som grunnlag for sammenligning. En alternativ måte ville vært å sammenligne GSFF med samtlige av de effektive DMUene (gjennomsnittlige verdier), noe som tidligere ble gjort av Hansen og Hansen (2008) for virksomheten Lerøy Aurora AS. Fordelen med dette mente de var at dataen kan være mindre utsatt for feil siden man benytter gjennomsnittstall (for hele næringen). Denne oppgaven argumenterer for at det fortsatt er mer hensiktsmessig og mer realistisk å fokusere på referanseenheter ettersom det er disse som GSFF faktisk bør forsøke å kopiere for å oppnå bedre effektivitet.

Det presiseres at benchmarkingen kun vil bli utført for det siste året (2014), ettersom det først og fremst er dette årets datagrunnlag som GSFF eventuelt kan høste læringseffekter fra i nåtidssituasjonen, men også fordi det er en omfattende analyseprosess. I tillegg vil Grieg Seafood Rogaland AS (GSFR) trekkes inn for å innhente ytterligere sammenligningsgrunnlag. Selv om GSFF ikke direkte bør sammenligne seg med GSFR (fordi de har ulike referanseenheter og utfordringer), så vil man fortsatt kunne trekke inn GSFR, spesielt med tanke på at de er del av samme konsern og deler blant annet funksjoner som regnskap, salgssapparat og HR (Human Resources). Derfor vil en forbedring av GSFR også indirekte kunne føre til forbedring for GSFF. Det har også vært ønskelig fra GSFF sin side å trekke inn GSFR som en del av benchmarkingen. Derfor har GSFF utdelt datamaterialet som både GSFF og GSFR sendte til Fiskeridirektoratet slik at det har vært mulig å lokalisere dem begge i Fiskeridirektoratets datasett. Det poengteres at GSFF og GSFR er blitt anonymisert ved ikke å framstille deskriptiv statistikk for selskapene. I framstillingene i analyse og resultat kapittelet er det blitt presentert den prosentvise endringen framfor faktiske tall.

## 5.8 Outliers

Å kartlegge DMUer som negativt påvirker dataen har vært en viktig del av forarbeidet til analysene som er blitt gjort i denne oppgaven. For å lokalisere disse har oppgaven benyttet seg av supereffektivitetsmodellen som ble gjennomgått i delkapittel 4.3.5.

Først ble det gjort en fjerning av alle DMUene som hadde 0 i verdi for en eller flere av variablene. Hovedsakelig gjaldt dette for variabelen «smoltvekt», men «utnyttet kapasitet» hadde også noen få tilfeller der verdien var 0. For de DMUene der utnyttet kapasitet var 0, var

også smoltvekt alltid 0. Det har ofte vist seg at DMUene som har 0 i smoltvekt «forlater» datasettet kort tid etter, noe som kan ha sammenheng med fusjon eller oppkjøp. DMUer med 0 verdier ble fjernet fra hvert datasett for hele perioden (fra 2009 til 2014). Deretter ble det gjort en fjerning av alle DMUene som fikk en supereffektivitetsscore som var høyere enn omtrentlig 1,8. Dette er en subjektiv grense, men støttes blant annet av Vassdal og Holst (2011). Det presiseres at dette er gjort med forutsetning om VRS, som alltid har en høyere score enn CRS. Deretter ble det gjort nok en analyse for ytterligere fjerning av nye DMUer som var kommet til den nye fronten med en score over 1,8. Det var tilstrekkelig med to slike analyserunder. En oversikt over antall DMUer før og etter denne prosessen gjengis i tabell 2 under. For oversikt over hvilke spesifikke DMUer som ble fjernet fra de originale datasettene henvises det til vedlegg 3.

**Tabell 2. Antall outliers som ble fjernet fra datasettene**

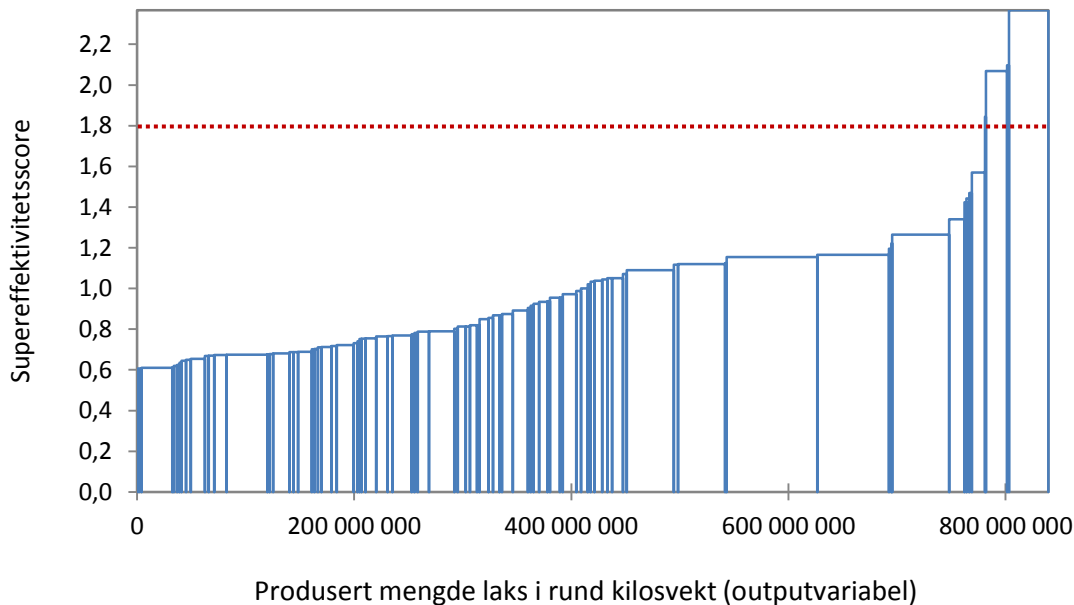
	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Originalt utvalg	106	101	92	94	91	88
- fjerning av 0 verdier	-2	-3	-6	-5	-2	-3
- fjerning av outliers <sup>1</sup>	-3	-4	-4	-5*	-3	-4
- fjerning av outliers <sup>2</sup>	-1	-1	-2	-1	-3	-1
<b>= Utvalg til analyse</b>	<b>100</b>	<b>93</b>	<b>80</b>	<b>83</b>	<b>83</b>	<b>80</b>

<sup>1,2</sup> basert på hhv. analyse av supereffektivitet runde 1 og runde 2.

Stjernemerket (\*) i runde 1 for 2012 markerer at Grieg Seafood Finnmark AS viste seg å ha en supereffektivitetsscore som var over 1,8. Ettersom det har blitt sett nærmere på denne DMUen i videre analyser er den fortsatt tatt med slik at den får en egen effektivitetsscore, men samtidig er den ved hjelp av dataprogrammet R blitt ekskludert fra å kunne påvirke de andre DMU scorene. Dette betyr at Grieg Seafood ikke kan være referansenhet for andre DMUer dette året, og er derfor en av 5 outliers som ble fjernet i første analyserunde for 2012.

Årsaken til at GSFF var supereffektiv dette året hviler på at sammenlignet med tallene fra 2011 hadde de en økning i output (produsert mengde laks) på over 50 % fra 2011, samtidig som inputvariabelen «andre driftskostnader» var redusert med over 34 %. Sammenlignet med de andre årene for øvrig skiller fortsatt verdiene for 2012 seg godt ut. Angående MPI måtte GSFF fjernes fra 2012 slik at man ikke har fått utviklingen for GSFF fra 2011 til 2012 og fra 2012 til 2013. Om GSFF hadde vært tatt med, ville selskapet fått en kunstig og unaturlig høy produktivitetsscore for denne perioden, noe som ikke ville vært representativt sammenlignet med de andre årene.

En del av prosessen, mer spesifikt første runde med fjerning av outliers for år 2014, kan illustreres ved hjelp av figur 13 nedenfor der det er blitt valgt å vise aggregert produsert mengde laks (som er outputvariabelen) sammen med supereffektivitetsscoren. Hver søyle viser produksjonsmengden til en DMU. Jo bredere hver søyle er, jo mer har denne DMUen produsert. Den røde stiplede linjen viser terskelnivået der DMUene som kommer over 1,8 er fjernet fra datasettet.



**Figur 13. Aggregert produsert mengde laks og supereffektivitetsscore for 2014**

Her kommer det tydelig fram at de mest effektive DMUene tilsynelatende opererer i større skala enn de små (noe som kan skyldes at det er få store DMUer slik at de har færre DMUer å sammenligne seg med). Fra dette settet er det fjernet 4 DMUer, der to av dem markerer seg godt i figuren mens de to andre har forholdsvis lite volum og framtrer som smale søyler. Det poengteres at i denne oppgaven har det kun blitt fjernet outliers blant de effektive. Man kunne også forsøkt å finne outliers blant de ineffektive.

## 5.9 Modelltesting og valg av modell

Som gjennomgått i delkapittel 4.5.1 kan man utføre hypotesetesting der man ser på hvorvidt en variabel bør være med i modellen man ønsker å bruke. For denne oppgaven er det blitt utført en slik test for variabelen «utnyttet kapasitet» for å finne ut om det er en signifikant forskjell mellom en modell med og uten denne variabelen. Grunnen til at det er blitt fokusert på denne variabelen er fordi det er en ny inputvariabel som ikke tidligere har vært spesielt

vanlig å bruke innenfor effektivitets- og produktivitetsanalyser for lakseoppdrettsnæringen. Det er også usikkerhet rundt hvor godt denne evner å forklare effektiviteten. En slik hypotesetesting er ikke utført for de resterende variablene siden de mer opplagt evner å representere produksjonskostnadene til næringen. Disse variablene har også allerede fått en forankring i forskningskonteksten (Vassdal og Holst, 2011; Asche et al., 2013; Holst, 2016).

For testen er det forutsatt VRS, noe som begrunnes med at det sannsynligvis er mer realistisk å sammenligne DMUer som er av relativt samme størrelse (dette hjelper figur 13 i forrige delkapittel å illustrere). Nullhypotesen er at modellen som inkluderer variabelen «utnyttet kapasitet» har lik fordeling av effektivitetsscorene som modellen uten variabelen. Test resultatene er gjengitt i tabell 3.

**Tabell 3. Teststatistikk for modell med og uten variabelen «utnyttet kapasitet»**

	2009	2010	2011	2012	2013	2014
<b>T<sub>EKSP</sub> testverdi</b>	1,125	1,150	1,251	1,102	1,196	1,139
<b>T<sub>EKSP</sub> kritisk verdi</b>	1,263	1,274	1,298	1,292	1,292	1,298
<b>T<sub>HN</sub> testverdi</b>	1,161	1,165	1,317	1,117	1,223	1,135
<b>T<sub>HN</sub> kritisk verdi</b>	1,392	1,409	1,448	1,438	1,438	1,448
<b>KS test (D)</b>	0,080	0,108	0,150	0,072	0,145	0,113
<b>KS test (p-verdi)</b>	0,527	0,341	0,165	0,648	0,176	0,363

T<sub>EKSP</sub> og T<sub>HN</sub> er teststatistikken med forutsetning om hhv. eksponentiell og halvnormal fordeling av effektivitetsscorene. Samtlige testverdier er under kritisk verdi, noe som betyr at modellene ikke er signifikant forskjellig og at man derfor ikke kan forkaste nullhypotesen. Dette indikerer at man bør ha en modell der «utnyttet kapasitet» ikke er en av inputvariablene ettersom den ikke bidrar til en signifikant endring. Dette bekreftes også av Kolmogorov-Smirnov teststatistikken (KS test), der D er den maksimale absolutte differansen mellom fordelingen til de to modellene. D er veldig liten, og p-verdien er langt større enn 0,05 som er signifikantnivået (bør være lavere enn dette).

Til tross for at teststatistikken indikerer at man egentlig ikke bør benytte seg av variabelen «utnyttet kapasitet» argumenteres det fortsatt for å benytte denne, noe som begrunnes med at det er ønskelig å se på denne under benchmarkingen av Grieg Seafood. Det er også viktig å bemerke seg at utnyttet kapasitet fortsatt vil kunne ha stor potensiell betydning for effektiviteten til enkelte DMUer i analysen.

## 6 Analyse og resultater

### 6.1 Analyse og resultater fra Data Envelopment Analysis

Det vil i dette delkapittelet bli gjort en gjennomgang og presentasjon av de ulike effektivitetsanalysene som oppgaven har tatt for seg. Dette innebærer DEA med forutsetning om konstant skalautbytte (CRS), DEA med forutsetning om variabelt skalautbytte (VRS), skalaeffektivitet, og bootstrapping med konfidensintervaller. Resultatene blir gjengitt og presentert som gjennomsnittstall for hele utvalget.

#### 6.1.1 Effektiviteten ved forutsetning om konstant skalautbytte

Lakseoppdrettsbransjens gjennomsnittlige tekniske effektivitet under forutsetning om CRS, også kalt totaleffektivitet, er presentert i tabell 4 nedenfor. Tabellen gir også en oversikt over standard avvik og andel effektive DMUer for hvert år i analyseperioden.

Tabell 4. Gjennomsnittlig effektivitetsscore ved forutsetning om CRS

År	Effektivitetsscore $TE_{CRS}$	Standard avvik	Minimum	Antall effektive	Antall eff. i %	Antall DMUer
2009	0,835	0,128	0,549	20	20,0 %	100
2010	0,846	0,128	0,530	18	19,4 %	93
2011	0,851	0,102	0,604	12	15,0 %	80
2012	0,775	0,112	0,570	9	10,8 %	83
2013	0,834	0,109	0,537	12	14,5 %	83
2014	0,839	0,127	0,605	21	26,3 %	80

Med unntak av år 2012 har effektiviteten for næringen vært relativt stabil og har kun variert mellom 83,4 % og 85,1, med et standardavvik liggende på mellom 10,2 % og 12,8 %. I 2012 lå effektiviteten på 77,5 %, noe som var en reduksjon på 7,6 % fra effektiviteten i 2011. Den lave effektivitetsscoren er sannsynligvis relatert til at 2012 var det året i analyseperioden som hadde den laveste salgsprisen (per kg solgt laks), den laveste fortjenesten (per kg solgt laks) og den laveste driftsmarginen. Disse ble presentert i delkapittel 2.5.

Scorene for 2013 viser at næringen tok seg raskt opp igjen og scoren for 2014 viser til at effektiviteten klarte å stabilisere seg på dette nivået. Til tross for at 2012 klart skiller seg ut som det mest ineffektive året er det fortsatt registrert minimumsverdier fra enkelt DMUer som var lavere i både 2009, 2010 og 2013, der den laveste verdien var i 2010 med en verdi på

53 %. Angående antall effektive DMUer kan ikke disse tallene sammenlignes direkte ettersom det har vært færre DMUer de senere årene. Man kan derimot sammenligne antall effektive DMUer i prosent, noe som viser at 20 % av DMUene var effektive i 2009 og hadde en årlig reduksjon fram til 2012 da andelen bare var 10,7 %. I 2013 snudde trenden og særlig i 2014 var det en stor økning der 26,3 % av DMUene viste seg å være effektive.

### 6.1.2 Effektiviteten ved forutsetning om variabelt skalautbytte

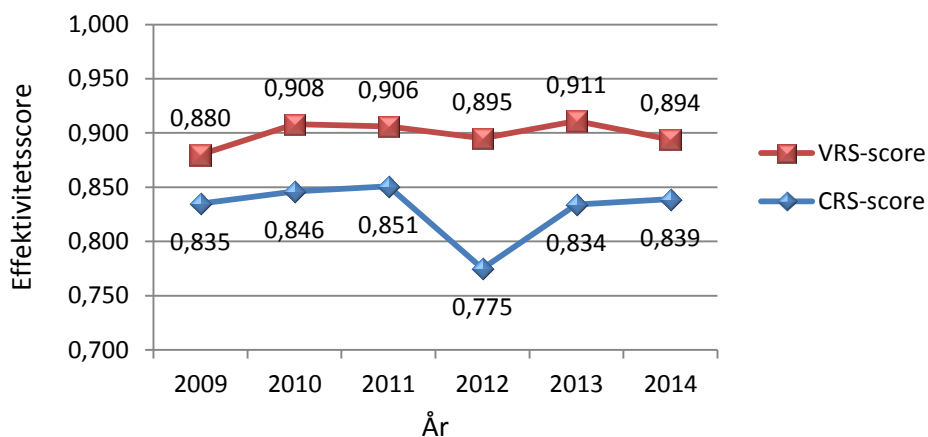
Den tekniske effektiviteten under forutsetning om VRS, også kalt ren teknisk effektivitet, er presentert i tabell 5. Hele perioden har hatt en relativt stabil effektivitet, og har ligget mellom 88 % (2009) og 91,1 % (2013). Som forventet er scorene høyere enn scorene under forutsetning om CRS, noe som skyldes at fronten kommer nærmere de observerte verdiene, og som inntreffer fordi VRS bare sammenligner DMUene med andre DMUer av relativt lik størrelse. Ettersom effektivitetsscorene har vært såpass stabile gjennom perioden tyder det på at næringen har kommet inn i en fase der det er vanskelig å øke effektiviteten ytterligere, selv om DMUene i henhold til resultatene fortsatt kunne blitt omtrent 10 % mer effektiv.

Tabell 5. Gjennomsnittlig effektivitetsscore ved forutsetning om VRS

År	Effektivitetsscore $TE_{VRS}$	Standard avvik	Minimum	Antall effektive	Antall eff. i %	Antall DMUer
2009	0,880	0,120	0,549	33	33,0 %	100
2010	0,908	0,110	0,608	39	41,9 %	93
2011	0,906	0,097	0,669	31	38,8 %	80
2012	0,895	0,104	0,650	26	31,3 %	83
2013	0,911	0,096	0,622	30	36,1 %	83
2014	0,894	0,115	0,611	35	43,8 %	80

Standardavviket har variert fra 9,7 % til 12 % gjennom perioden. Den laveste registrerte enkelt DMUs effektivitetsscore var på 54,9 % i 2009, mens den høyeste minimumsscoren var i 2011 med en score på 66,9 %. Antall effektive DMUer i prosent har endret seg en del fra år til år. I 2009 var 33 % av DMUene effektive, noe som steg til 41,9 % i 2010. Etter dette var det en årlig reduksjon fram til 2012 da 31 % av DMUene var effektive, som i likhet med CRS var den laveste gjennom hele perioden. Etter 2012 har det vært en årlig økning, der 43,8 % av DMUene var blitt effektive i 2014. Dette er den høyeste verdien som ble registrert, slik at selv om den gjennomsnittlige effektivitetsscoren var noe lavere i 2014 enn i 2013, så har fortsatt en større andel av DMUene vært effektive.





**Figur 14. Effektivitetsscore for 2009-2014 under CRS og VRS**

Figur 14 gir en oversikt over effektivitetsscorene for hele perioden under både forutsetning om CRS og VRS. Det kommer klart fram at det har vært ulike endringer mellom disse, og da særlig for år 2012, der VRS-scoren har hatt en nesten ubetydelig reduksjon sammenlignet med reduksjonen til CRS-scoren.

### 6.1.3 Skalaeffektiviteten

Skalaeffektiviteten er forholdet mellom teknisk effektivitet ved forutsetning om CRS (totaleffektivitet) og teknisk effektivitet ved forutsetning om VRS (ren teknisk effektivitet). En oversikt over skalaeffektiviteten er gjengitt i tabell 6.

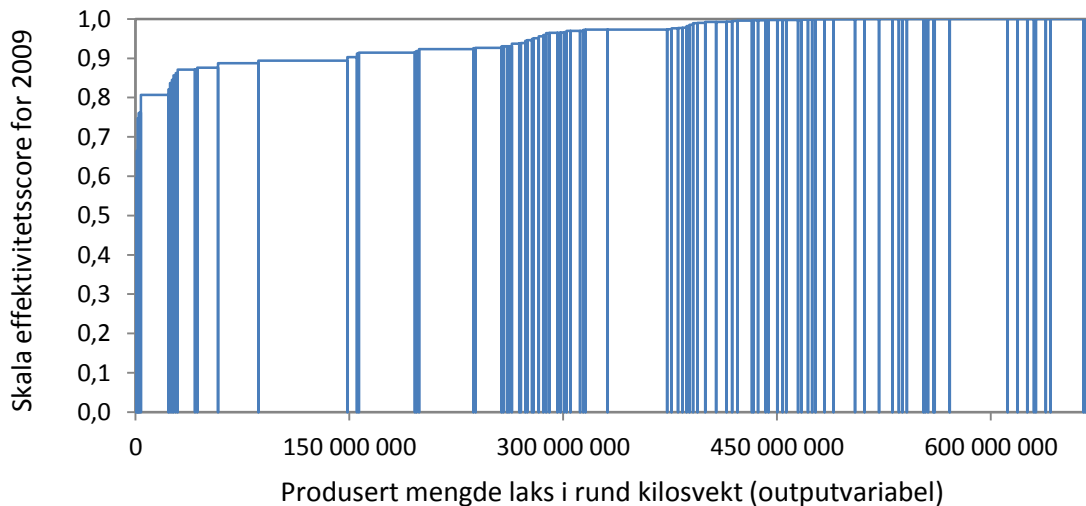
**Tabell 6. Gjennomsnittlig skalaeffektivitetsscore**

År	Effektivitetsscore SE	Standard avvik	Minimum	Maksimum	Antall effektive	Antall eff. i %
2009	0,950	0,075	0,595	1	20	20,0 %
2010	0,931	0,083	0,592	1	18	19,4 %
2011	0,942	0,079	0,628	1	12	15,0 %
2012	0,871	0,105	0,570	1	9	10,7 %
2013	0,917	0,076	0,712	1	12	14,5 %
2014	0,939	0,080	0,647	1	21	26,3 %

Skalaeffektiviteten har variert en del, men fortsatt vært relativt stabil om man ser bort fra 2012. Med unntak av 2012 lå effektiviteten på mellom 91,7 % og 95 % for hele perioden. Årsaken til at 2012 er lavest med 87,1 % er fordi CRS scoren hadde størst avvik fra VRS scoren dette året. Etter 2012 var det en årlig økning som i 2014 var nådd 93,9 %. Standard avviket varierte fra 7,5 % til 10,5 % gjennom perioden, og den laveste skalaeffektiviteten som

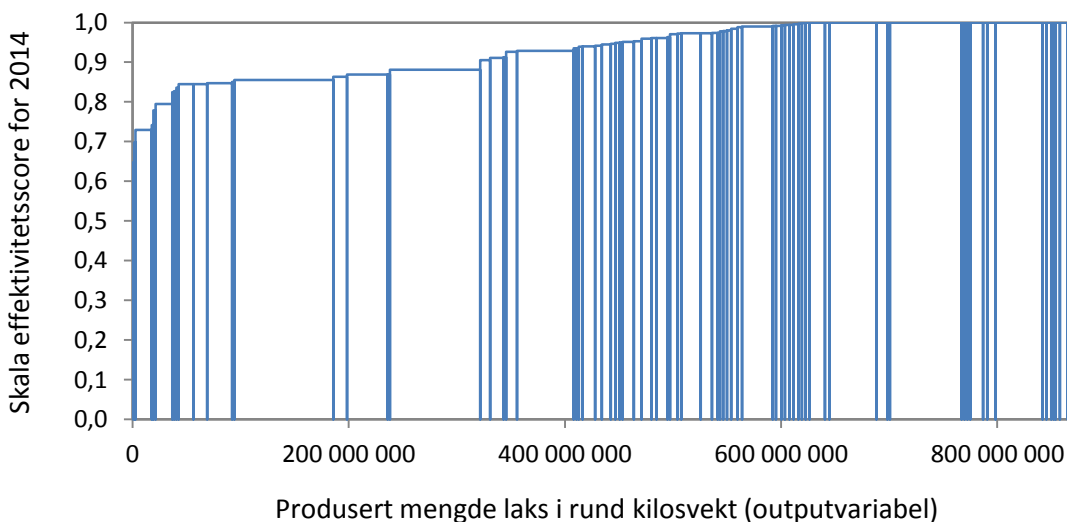
ble registrert mellom de enkelte DMUene var på 57 % i 2012. Antall effektive DMUer er de samme som under CRS, noe som er naturlig da man må ha  $TE_{CRS} = TE_{VRS}$  for å være skala effektiv, og som forekommer når både  $TE_{CRS}$  og  $TE_{VRS}$  har en score lik 1.

Figur 15 under viser sammenhengen mellom størrelsen til DMUene og skalaeffektiviteten for 2009. Her kommer det tydelig fram på at de største DMUene opererer med mindre effektiv skala enn de små.



**Figur 15. Aggregert produsert mengde laks og skalaeffektivitet for 2009**

Videre ser man av figur 16 at denne sammenhengen i slutten av analyseperioden (2014) ikke har endret seg noe betydelig. De små DMUene ser fortsatt ut til å operere med en mer optimal skala enn de største, selv om det er flere store DMUer som er blitt skalaeffektive.



**Figur 16. Aggregert produsert mengde laks og skalaeffektivitet for 2014**

Ved å gjøre en analyse av skalaeffektiviteten har det også vært mulig å se på om de ineffektive DMUene enten opererte med tiltagende eller avtagende skalautbytte. En oversikt over disse er presentert i tabell 7 nedenfor.

**Tabell 7. Antall DMUer med tiltagende og avtagende skalautbytte**

År	Tiltagende (økende)	Konstant (optimal)	Avtagende (reduserende)	Tiltagende i %	Konstant i %	Avtagende i %
2009	54	20	26	54,0 %	20,0 %	26,0 %
2010	17	18	58	18,3 %	19,4 %	62,4 %
2011	40	12	28	50,0 %	15,0 %	35,0 %
2012	37	9	37	44,6 %	10,8 %	44,6 %
2013	25	12	46	30,1 %	14,5 %	55,4 %
2014	24	21	35	30,0 %	26,3 %	43,8 %

Her kommer det fram at det var sterke svingninger i starten av perioden og at det har vært en årlig økning i antall avtagende DMUer fra 2011 og fram til 2013, noe som betyr at flere DMUer begynte å operere i for stor skala. De kunne vært mer effektive om de var mindre. I 2014 gikk denne andelen ned, mens andelen med optimal skalautbytte gikk opp. 2010 skiller seg klart ut som året der flest DMUer opererte med avtagende skalautbytte, mens det var flest DMUer med tiltagende skalautbytte i 2009. Det kommer også fram at andelen DMUer som opererte med tiltagende skalautbytte var blitt redusert gjennom perioden. I 2009 opererte 54 % av DMUene med tiltagende utbytte mens i 2014 var andelen redusert til 30 %.

Det man ser har skjedd er at i starten av perioden opererte næringen stort sett med tiltagende skalautbytte, mens i slutten av perioden operert den største andelen av DMUene med avtagende skalautbytte. Det har altså vært en utvikling gjennom perioden der næringen har gått fra å operere i for liten skala til å operere i for stor skala.

#### **6.1.4 Bootstrapping og konfidensintervaller for DEA**

Effektivitetsfronten som er blitt brukt for å få fram de tradisjonelle effektivitetsscorene i 6.1.1 og 6.1.2 er en estimert front basert på de faktiske observasjonene i datasettene. Ved hjelp av bootstrapping kan man istedenfor få et estimat på den teknisk mulige fronten. Bootstrap score med konfidensintervaller under forutsetning om VRS er presentert i tabell 8 nedenfor.

**Tabell 8. Gjennomsnittlig bootstrap score med konfidensintervaller**

År	Effektivitetsscore TE <sub>VRS</sub>	Bias	Bootstrap score	Nedre grense	Øvre grense	Varians
2009	0,880	0,058	0,822	0,760	0,877	0,004
2010	0,908	0,052	0,856	0,789	0,906	0,004
2011	0,906	0,052	0,854	0,789	0,903	0,003
2012	0,895	0,056	0,839	0,772	0,892	0,004
2013	0,911	0,049	0,862	0,797	0,908	0,003
2014	0,894	0,060	0,834	0,765	0,891	0,005

Som forventet er alle bootstrap effektivitetsscorene lavere enn TE<sub>VRS</sub> scorene ettersom den teknisk mulige fronten er forskjøvet utover i forhold til VRS fronten (DMUene blir mindre effektive). Biasen viser forskjellen mellom disse, og det kommer tydelig fram at denne forskjellen har ligget på mellom 4,9 % og 6 %. Altså var næringen mellom 4,9 % og 6 % mindre effektiv i løpet av perioden om man antar at den teknisk mulige fronten også er den reelle eller sanne fronten.

Det er viktig å få fram at konfidensintervallene blir upresist å illustrere som et gjennomsnitt av alle DMUene. Man bør helst se på intervallet for hver enkelt DMU. Har likevel valgt å ta det med for å illustrere spredningen ytterligere (enn bare med variansen). Konfidensnivået er på 95 %, noe som innebærer at i 95 % av alle tilfellene vil et tilfeldig utvalg (ut av de 2000 bootstrap replikaene) være mellom nedre og øvre konfidensgrense. Det kommer som forventet fram at både nedre og øvre grense har lavere verdi enn effektivitetsscoren med forutsetning om VRS (for alle årene i perioden). Dette betyr at den bias korrigerte bootstrap effektivitetsscoren er signifikant lavere enn VRS-scoren, noe som får betydning av at DMUene må strekke seg ytterligere for å bli effektive i forhold til den nye teknisk mulige fronten. Dette gjelder også DMUene som var effektive under forutsetning om VRS. I løpet av perioden variert variansen mellom 0,003 (2011 og 2013) og 0,005 (2014).

## 6.2 Analyse og resultater fra Malmquist produktivetsindeks

Dette delkapittelet tar for seg lakseoppdrettsnæringens produktivetsutvikling og gjennomgår MPI analysene som er blitt gjort som en del av oppgaven. Dette innebærer MPI med forutsetning om CRS og VRS, samt framstilling av konfidensintervallene ved bruk av bootstrapping. Resultatene blir presentert som gjennomsnittstall for hele utvalget.

## 6.2.1 Forutsetning om CRS – Endring i effektivitet og teknologi

Resultatene fra produktivetsanalysene er gjengitt i tabell 9 nedenfor, der MPI-scoren er dekomponert i effektivitetsendringen og den teknologiske endringen. Scorene som er over 1 representerer en framgang i produktivetsutviklingen, mens scorene som er under 1 representerer en tilbakegang.

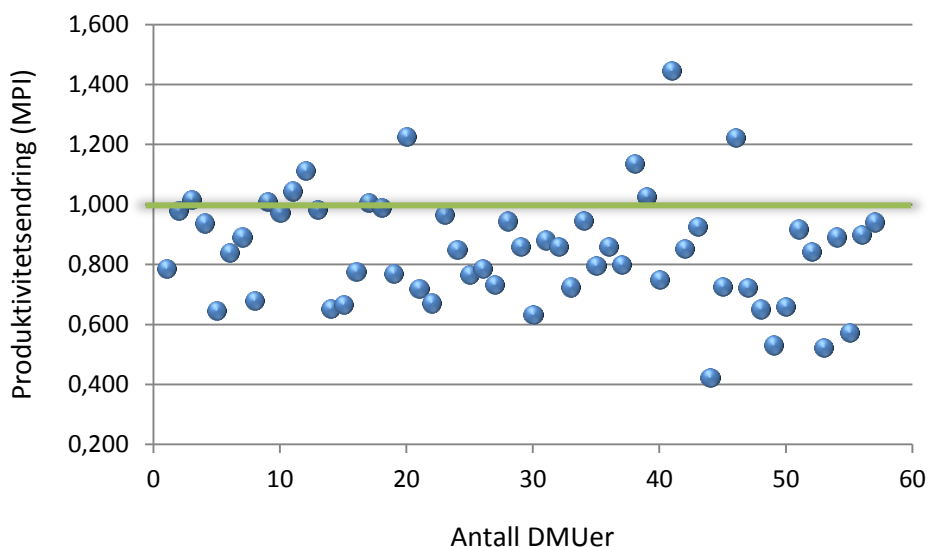
Tabell 9. Gjennomsnittlig MPI og dens komponenter ved forutsetning om CRS

Periode	MPI	Endring i effektivitet <sub>CRS</sub>	Endring i teknologi <sub>CRS</sub>	Antall med framgang	Antall med tilbakegang
2009-2010	0,939	1,024	0,917	30	47
2010-2011	1,059	1,025	1,030	42	30
2011-2012	1,031	0,911	1,134	33	32
2012-2013	0,970	1,088	0,891	26	43
2013-2014	0,962	1,019	0,942	23	47
2009-2014	0,850	0,986	0,860	10	47

Den periodiske produktivetsutviklingen fra år til år startet i 2009-2010 med en tilbakegang på 6,1 %, som deretter gikk til en framgang i perioden 2010-2011 og 2011-2012 med en framgang på hhv. 5,9 % og 3,1 %. De siste to periodene 2012-2013 og 2013-2014 hadde derimot begge en tilbakegang, som var på hhv. 3 % og 3,8 %.

Om man ser på utviklingen i perioden 2009-2014 kommer det tydelig fram at det har vært en relativt sterk tilbakegang på 15 %. En oversikt over denne perioden og fordelingen av produktivitetsscorene til DMUene er gjengitt i figur 17 nedenfor. At tilbakegangen var på dette nivået tyder på at næringen har slitt betydelig med å få til en økning i produktiviteten. Den laveste MPI-scoren som var registrert var på 0,423 mens den høyeste var på 1,445.

Det påpekes at DMUene må ha eksistert i både starten og slutten av perioden for å være med i MPI analysen. Dette medfører at perioden 2009-2014 ikke har med noen av de «nye» DMUene hvor «leapfrogging» potensielt kunne ført til høyere effektivitet, noe som kan være en av årsakene til at tilbakegangen har vært så kraftig. Derfor bør man i utgangspunktet ikke legge stor vekt på denne perioden, men som allerede nevnt tidligere i oppgaven (se delkapittel 3.2.1) kan man også stille seg kritisk til hvorvidt nye DMUer egentlig eksisterer.

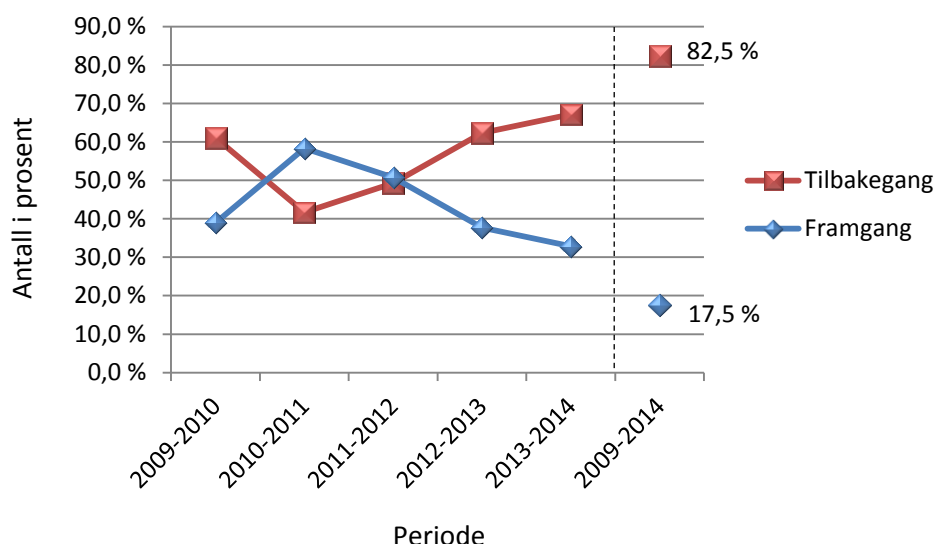


**Figur 17. Oversikt over produktivitetsscoren til DMUene for perioden 2009-2014**

Dekomponeringen av MPI gir bedre innsikt i hva som primært kan være hovedårsaken til at utviklingen har vært slik den var. Effektivitetsendringen for perioden 2009-2014 hadde en tilbakegang på 1,4 % mens den teknologiske endringen hadde en tilbakegang på 14 %. Det kommer derfor klart fram at den sterke tilbakegangen primært skyldes en tilbakegang i den teknologiske endringen. Mer presist betyr dette at produksjonsfronten har hatt et negativt skift som gjorde det vanskeligere for DMUene å øke produktiviteten i forhold til tidligere.

Effektivitetsendringen hadde en framgang i 4 av periodene som analysen tok for seg, og varierte mellom 1,9 % og 8,8 %. 2011-2012 var den eneste negative perioden (sett bort fra 2009-2014) med en tilbakegang på 8,9 %. Dette skyldes nedgangen som kom fram ved DEA under CRS for 2012 (se delkapittel 6.1.1). Den teknologiske endringen endret seg mer i tråd med MPI-endringen. Den første perioden hadde en tilbakegang på 8,3 %, som deretter ble til framgang de to neste periodene, 2010-2011 og 2011-2012, på hhv. 3 % og 3,4 %. De to siste periodene, 2012-2013 og 2013-2014, hadde begge en tilbakegang på hhv. 10,9 % og 5,8 %.

For å kunne sammenligne antall DMUer med produktivetsframgang og -tilbakegang mellom de ulike periodene må tallene omgjøres til antall DMUer i prosent. Dette fordi det gradvis blir færre antall DMUer gjennom hele perioden. Figur 18 under illustrer den prosentvise fordelingen. Årsaken til at antall DMUer (se tabell 9) ikke stemmer sammenlignet med utvalget er som allerede nevnt fordi DMUene må ha eksistert og ha levert tall i både starten og slutten av perioden. Derfor er det færrest DMUer i perioden 2009-2014, da mange har blitt kjøpt opp eller fusjonert med andre.



**Figur 18. Antall DMUer med framgang og tilbakegang oppgitt i prosent**

Utviklingen av andelen DMUer som har hatt fram- og tilbakegang i produktiviteten har variert i løpet av periodene. I den første perioden hadde 61 % av DMUene en tilbakegang, mens i neste periode hadde derimot 58,3 % av DMUene en framgang. I perioden 2011-2012 var det omtrent like mange som hadde tilbakegang som framgang, mens det de to siste periodene igjen ble dominert av DMUer med tilbakegang, der 67,1 % av DMUer i perioden 2013-2014 hadde en tilbakegang. Om man ser på perioden 2009-2014 er andelen DMUer med tilbakegang enda høyere, med en andel på 82,5 %.

## 6.2.2 Forutsetning om VRS – Endring i effektivitet, teknologi og skala

MPI-scorene er de samme som under CRS. Forskjellen ligger i forutsetningene man legger til grunn for hvilke komponenter som utgjør og forklarer denne scoren. Under VRS forutsetningen forklares produktivitetsutviklingen som et produkt av effektivitetsendringen, endringen i teknologi og skalaendringfaktoren SCH. Disse er presentert nedenfor i tabell 10.

**Tabell 10. Gjennomsnittlig MPI og dens komponenter ved forutsetning om VRS**

Periode	MPI	Endring i effektivitet <sub>VRS</sub>	Endring i teknologi <sub>VRS</sub>	Skalaendringfaktor SCH
2009-2010	0,939	1,039	0,888	1,022
2010-2011	1,059	1,005	1,022	1,044
2011-2012	1,031	0,999	1,018	1,017
2012-2013	0,970	1,020	0,940	1,011
2013-2014	0,962	0,988	0,965	1,007
2009-2014	0,850	0,998	0,781	1,116

Effektivitetsendringen har vært relativt stabil gjennom alle periodene, og har variert mellom en nedgang på 1,2 % og en oppgang på 3,9 %. Den teknologiske endringen har derimot hatt større variasjoner, med nedgang på 11,2 % som laveste verdi og en oppgang på 2,2 % som høyeste verdi (sett bort fra 2009-2014).

Ved å se på perioden 2009-2014 har effektivitetsendringen hatt en tilbakegang på snau 0,2 %, mens den teknologiske endringen har hatt en kraftig tilbakegang på 21,9 %. Dette kan som nevnt skyldes at nye aktører ikke er med i perioden, noe som gjør at man mister effekten av «leapfrogging». Sammenlignet med CRS komponentene har den teknologiske endringen her hatt en enda større tilbakegang. Endringen i skalaendringfaktoren SCH har hatt en framgang i samtlige av periodene. Med unntak av perioden 2009-2014 har framgangen variert mellom 0,7 % og 4,4 %, mens 2009-2014 hadde en betraktelig høyere framgang på 11,6 %.

Man ser at effektivitetsendringen ikke har hatt særlig mye innvirkning på MPI-scoren. Det er spesielt den teknologiske endringen som trekker MPI-scoren ned. Årsaken til at denne er lavere enn under CRS er fordi SCH trekker den litt opp igjen. Indikasjonen er altså det samme som under CRS, at endringen i teknologi er komponenten som trekker produktiviteten mest ned. Det man i tillegg får vite her er at DMUene har hatt en positiv skalaeffektivitetsutvikling gjennom periodene.

### 6.2.3 Konfidensintervaller for MPI ved bruk av bootstrapping

På lik linje med effektivitetsanalysene (DEA) er det også for MPI gjort 2000 bootstrap replikaer. Det som er av særlig interesse her er at man kan avklare om produktivitetsutviklingen er statistisk signifikant eller ikke. Om både øvre og nedre konfidensintervall er under 1 er det en statistisk signifikant nedgang, mens om øvre og nedre er over 1 er det en statistisk signifikant oppgang. Tabell 11 viser konfidensintervallene for MPI-scorene, og hvorvidt scorene er statistisk signifikant. Det er brukt et 95 % konfidensnivå.

Tabell 11. MPI og dens konfidensintervaller

Periode	MPI	Nedre grense	Øvre grense
2009-2010	0,939*	0,894	0,990
2010-2011	1,059**	1,004	1,120
2011-2012	1,031	0,983	1,088
2012-2013	0,970	0,913	1,022
2013-2014	0,962	0,910	1,014
2009-2014	0,850*	0,807	0,917

\* = signifikant nedgang, \*\* = signifikant oppgang



Den første perioden, 2009-2010 hadde en signifikant nedgang, mens den andre perioden, 2010-2011, hadde en signifikant oppgang. Dette er ikke så rart når begge scorene klart utmerket seg som ytterpunktene (sett bort i fra 2009-2014). Det kommer også fram at 2009-2014 hadde en signifikant nedgang, noe som gjerne er enda mer opplagt enn for de andre periodene ettersom scoren var så lav. De resterende periodene hadde ikke en signifikant endring. Konfidensintervallene til komponentene av MPI-scorene under forutsetning om CRS er gjengitt nedenfor i tabell 12.

**Tabell 12. Konfidensintervallene til MPI komponentene under CRS**

Periode	Endring i effektivitet <sub>CRS</sub>	Nedre grense	Øvre grense	Endring i teknologi <sub>CRS</sub>	Nedre grense	Øvre grense
<b>2009-2010</b>	1,024	0,923	1,130	0,917	0,854	1,001
<b>2010-2011</b>	1,025	0,924	1,138	1,030	0,953	1,120
<b>2011-2012</b>	0,911	0,799	1,006	1,134**	1,042	1,291
<b>2012-2013</b>	1,088	0,965	1,237	0,891*	0,800	0,988
<b>2013-2014</b>	1,019	0,918	1,142	0,942	0,859	1,026
<b>2009-2014</b>	0,986	0,881	1,085	0,860*	0,812	0,957

\* = signifikant nedgang, \*\* = signifikant oppgang

Effektivitetsendringen var ikke signifikant i noen av periodene. Den teknologiske endringen hadde derimot en signifikant oppgang i perioden 2011-2012 og en signifikant nedgang i 2012-2013 og 2009-2014. Det er altså kun perioden 2009-2014 som hadde en signifikant endring i både MPI og teknologisk endring. Mer spesifikt innebærer dette at man med 95 % sannsynlighet kan anta at både MPI-scoren og den teknologiske endringen for perioden 2009-2014 har hatt en nedgang. For øvrige konfidensintervall (med forutsetning om VRS) henvises det til vedlegg 4.

### 6.3 Benchmarking av Grieg Seafood

I dette delkapittelet blir det gjort en gjennomgang av både Grieg Seafood Finnmark AS (GSFF) og Grieg Seafood Rogaland AS (GSFR), der hovedfokuset vil være på GSFF. Først presenteres en gjennomgang av analysene og resultatene fra DEA og MPI. Deretter blir det gjort en benchmarking opp mot referanseenheter til Grieg Seafood, mens det til slutt blir utført en benchmarking av GSFF opp mot GSFR. Benchmarkingen er basert på VRS-modellen og analyserer kun år 2014. Dette på bakgrunn av at 2014 er det nærmeste året i forhold til nåtidssituasjonen og som derfor gir størst potensiell og relevant innsikt i hvilke faktorer som selskapene kan forbedre i nåtid.

### 6.3.1 Analyse og resultater fra DEA og MPI

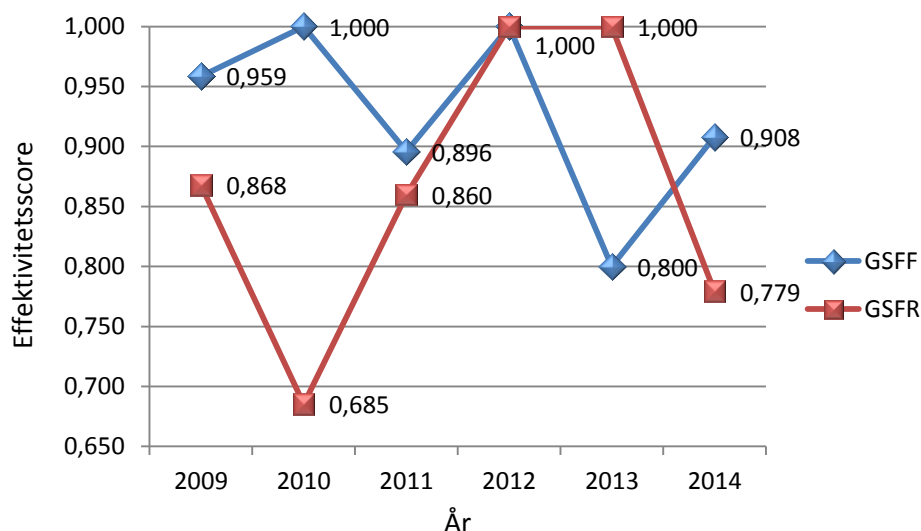
Effektivitetsscorene og bootstrap-scorene til Grieg Seafood er gjengitt i tabell 13 nedenfor. Ved først å se på effektivitetsscorene under CRS ( $TE_{CRS}$ ) kommer det fram at det har vært tydelige variasjoner, spesielt for GSFF som hadde en effektivitet på 71 % i 2011, 100 % i 2012 (presiseres at 2012 skyldtes spesielle forhold), og 75,5 % i 2013. Om man tar for seg hele perioden samlet ser man at GSFF har hatt høyere effektivitet enn GSFR, med unntak av 2011 og 2013 der GSFR gjorde det bedre.

**Tabell 13. Effektivitetsscore og Bootstrap-score til Grieg Seafood**

År	$TE_{CRS}$	$TE_{VRS}$	SE	Skalautbytte	Bootstrap <sub>VRS</sub>	Nedre	Øvre
<b>GSFF</b>							
2009	0,888	0,959	0,926	Avtagende	0,900	0,821	0,955
2010	0,912	1,000	0,912	Avtagende	0,948	0,887	0,997
2011	0,710	0,896	0,792	Avtagende	0,849	0,763	0,893
2012	1,000	1,000	1,000	Konstant	0,895	0,750	0,997
2013	0,755	0,800	0,944	Avtagende	0,763	0,710	0,797
2014	0,769	0,908	0,847	Avtagende	0,857	0,786	0,904
<b>GSFR</b>							
2009	0,844	0,868	0,973	Avtagende	0,817	0,763	0,864
2010	0,644	0,685	0,939	Avtagende	0,653	0,598	0,684
2011	0,761	0,860	0,885	Avtagende	0,814	0,729	0,858
2012	0,701	1,000	0,701	Avtagende	0,937	0,876	0,997
2013	0,774	1,000	0,774	Avtagende	0,940	0,863	0,996
2014	0,658	0,779	0,845	Avtagende	0,742	0,701	0,777

Ved forutsetning om VRS kommer det videre fram at det også her har vært store variasjoner i effektiviteten ( $TE_{VRS}$ ) til begge DMUene, og da særlig GSFR som hadde den laveste effektiviteten på 68,5 % i 2010 samtidig som de var 100 % effektive i 2012 og 2013.

Sammenlignet ser man at GSFF hadde høyere effektiv enn GSFR i 4 av de 6 årene, under både CRS og VRS. Som forventet kommer det også fram at samtlige av bootstrap-scorene (under VRS) hadde lavere verdi enn effektivitetsscorene, noe som betyr at begge DMUene måtte ha strukket seg ytterligere for å kunne blitt effektive i lys av den teknisk mulige fronten. Effektivitetsscorene under VRS illustreres bedre ved hjelp av figur 19.



**Figur 19. Effektivitetsscore til Grieg Seafood under forutsetning om VRS**

Skalaeffektiviteten har i likhet med de andre effektivitetsscorene også variert betydelig i løpet av perioden, men samtidig har den hatt et klarere utviklingsmønster. Fra 2009 og fram til og med 2011 hadde begge DMUene en årlig reduksjon i skalaeffektiviteten. Denne reduksjonen fortsatte for GSFR i 2012 der de nådde ett bunnpunkt på 70,1 %, mens den det samme året gikk opp for GSFF til 100 % (presiseres igjen at 2012 skyldtes spesielle forhold for GSFF). Fra 2012 til og med 2014 hadde GSFF en årlig reduksjon som i 2014 endte på 84,7 %. De samme årene hadde GSFR en årlig økning og som endte på 84,5 % i 2014. Sammenlignet kan GSFF vise til bedre skalaeffektivitet enn GSFR i løpet av perioden, og dette til tross for at GSFR hadde høyere score i 4 av de 6 årene. Årsaken til dette hviler på at GSFF hadde betraktelig høyere effektivitet i 2012 og 2013 enn GSFR.

I forbindelse med skalaeffektiviteten kommer det overbevisende klart fram at begge selskapenes skala ineffektivitet skyldtes at de opererte med avtagende skalautbytte. Dette innebærer at begge opererer i for stor skala, som betyr at de kunne oppnådd høyere effektivitet med å være mindre (men dette er ikke nødvendigvis mer lønnsomt).

En oversikt over produktivitetsanalysene er presentert i tabell 14. Som tidligere nevnt (i delkapittel 5.8) var GSFF en outlier i 2012, noe som har medført at man ikke kan se på produktivitetsutviklingen i perioden 2011-2012 og 2012-2013. Dette blir begrunnet med at disse periodene ville gitt en unaturlig høy score, slik at det ville gitt inntrykk av at GSFF gjorde det dårligere enn de faktisk gjorde i de resterende periodene. Som en erstatning ble det derfor valgt å se på perioden 2011-2013, slik at det totalt sett blir 5 analyseperioder, og ikke 6

som for hele bransjen (se delkapittel 6.2). For en oversikt over konfidensintervallene som ble framstilt ved hjelp av bootstrapping refereres det til vedlegg 5.

**Tabell 14. MPI-score til Grieg Seafood**

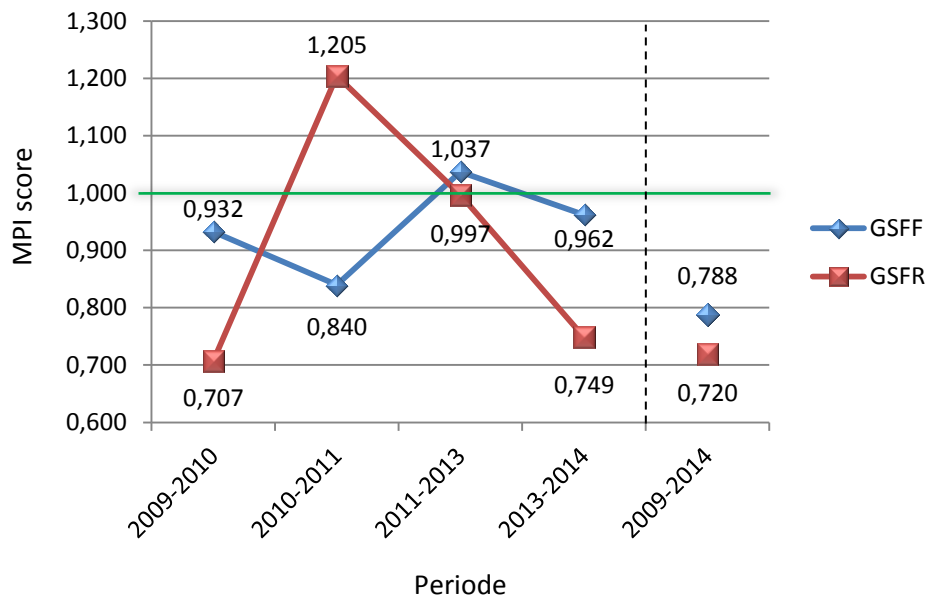
Periode	MPI	Endring i eff. CRS	Endring i tekn. CRS	Endring i eff. VRS	Endring i tekn. VRS	Skalaendringsfaktor SCH
<b>GSFF</b>						
2009-2010	0,932*	1,027	0,908*	1,043	0,861*	1,038
2010-2011	0,840*	0,779*	1,078**	0,896	1,170**	0,801*
2011-2013	1,037	1,064**	0,974	0,893	0,887*	1,310**
2013-2014	0,962*	1,018	0,945*	1,135	0,950	0,892*
2009-2014	0,788*	0,866*	0,909	0,947	0,850*	0,979
<b>GSFR</b>						
2009-2010	0,707*	0,763*	0,927*	0,790*	0,874*	1,024
2010-2011	1,205**	1,182**	1,019	1,255**	1,103**	0,870*
2011-2013	0,997	1,018	0,979	1,163	0,902	0,950*
2013-2014	0,749*	0,850*	0,881*	0,779*	0,743*	1,293**
2009-2014	0,720*	0,780*	0,923	0,898	0,828*	0,968*

\* = signifikant nedgang, \*\* = signifikant oppgang

For GSFF har produktivitetsutviklingen (MPI) vært negativ i alle analyseperiodene med unntak av 2011-2013. Sett bort fra 2009-2014 hadde selskapet størst tilbakegang i 2010-2011, som var på 16 %. Den eneste framgangen i 2011-2013 var på 3,7 %. Med unntak av 2010-2011 hadde også GSFR en tilbakegang i alle periodene. Den største var i perioden 2009-2010 på hele 29,3 %, mens den eneste framgangen var 2010-2011 på 20,5 %. Både GSFF og GSFR hadde en kraftig tilbakegang i løpet av hele perioden 2009-2014, på hhv. 21,2 % og 28 %. Derfor er det heller ikke rart at utviklingen ved hjelp av bootstrapping viste seg å være signifikant for begge DMUene. Under CRS skyldtes tilbakegangen for det meste effektivitetsendringen, men også delvis den teknologiske endringen. Under VRS er det motsatt, der den teknologiske endringen har vært hovedårsaken til den kraftige tilbakegangen.

Sammenlignet med bransjens gjennomsnittlige tilbakegang på 15 % for samme periode (se delkapittel 6.2) kommer det klart fram at begge DMUene har hatt relativt stor motgang. For GSFR har særlig effektivitetsendringen hatt en merkbar reduksjon på over 10 % under både CRS og VRS, men også GSFF hadde en tydelig reduksjon. Til tross for dette har både GSFF og GSFR hatt en mindre tilbakegang i den teknologiske utviklingen i forhold til bransjen. Dette hviler på at skala endringsfaktoren SCH også har hatt en tilbakegang, i motsetning til

bransjen som hadde en framgang på 11,6 %. Dette er ikke overraskende da det litt tidligere kom klart fram at begge har operert i for stor skala gjennom perioden.



**Figur 20. MPI-score til Grieg Seafood**

Om man setter GSFF og GSFR opp mot hverandre som illustrert ved hjelp av figur 20, ser man at GSFF hadde høyere produktivitetsscore enn GSFR for alle periodene med unntak av 2010-2011 der GSFR hadde en svært høy framgang. Scorene over den grønne streken (verdi 1) viser til framgang, mens scorene under streken representerer tilbakegang.

### 6.3.2 Benchmarking av inputfaktorene opp mot referanseenheter

For å finne den optimale inputsammenhengen til GSFF og GSFR er det tatt utgangspunkt i kopieringsfaktorene som kom ut av analysen (DEA). Det understrekes igjen at disse faktorene er basert på VRS-modellen for år 2014. Kopieringsfaktorene er andelen av inputfaktorene som må hentes ut fra hver referanseenhet og summeres for å komme fram til GSFFs og GSFRs optimale inputsammensetningen (for å bli effektiv). Denne sammensetningen utgjør en mindre inputmengde enn den faktiske sammensetningen, samtidig som det produseres samme outputmengde. 35 av DMUene i 2014 var effektive under VRS. 3 av disse var referanseenheter for GSFF og 3 for GSFR. Kopieringsfaktoren fra referanseenheter er gjengitt i tabell 15.

**Tabell 15. Referanseenhetene til Grieg Seafood**

<u>GSFF</u>		<u>GSFR</u>	
Referanseenhet ID	Kopieringsfaktor	Referanseenhet ID	Kopieringsfaktor
M_0311	0,0316	M_0239	0,0421
M_0362	0,1771	M_0362	0,0639
M_0486	0,7913	M_0486	0,8941

Ved å benytte kopieringsfaktorene er det videre kommet fram til den prosentvise reduksjonsendringen fra faktisk mengde til optimal (kopierings) mengde. Det understrekes som allerede nevnt tidligere at GSFF og GSFR har blitt anonymisert ved bare å framstille den prosentvise endringen (og ikke de faktiske tallene). Se tabell 16 under.

**Tabell 16. Differansen mellom faktisk og optimal inputmengde for Grieg Seafood**

<u>GSFF</u>		<u>GSFR</u>	
Input	Differanse i %	Input	Differanse i %
<b>Fôrforbruk</b>	-9,20 %	<b>Fôrforbruk</b>	-25,30 %
<b>Smoltvekt</b>	-19,88 %	<b>Smoltvekt</b>	-22,07 %
<b>Betalte arbeidstimer</b>	-68,50 %	<b>Betalte arbeidstimer</b>	-49,51 %
<b>Utnyttet kapasitet</b>	-29,60 %	<b>Utnyttet kapasitet</b>	-62,70 %
<b>Andre driftskostnader</b>	-9,20 %	<b>Andre driftskostnader</b>	-22,07 %

Differansen er den prosentvise reduksjonen fra faktisk mengde til optimal mengde.

Disse forskjellene skyldes hovedsakelig slakk. For GSFF og GSFR kunne inputs vært proporsjonalt redusert med hhv. 9,2 % og 22,07 %, mens resten av reduksjonen (for de relevante variablene) skyldes slakk.

For GSFF er det særlig inputfaktoren betalte arbeidstimer som har hatt størst forbedringspotensial, etterfulgt av utnyttet kapasitet og utsatt smoltvekt. Disse tre faktorene kunne vært redusert med hhv. 68,5 %, 29,6 % og 19,9 % samtidig som produsert mengde laks ville vært uendret. At betalte arbeidstimer hadde et så stort forbedringspotensial understøttes og forklares delvis av at GSFF hadde en økning i betalte arbeidstimer på 50,7 % fra 2013 til 2014 (samtidig som produksjonen var redusert med 7,1 %). GSFR hadde et relativt stort forbedringspotensial på samtlige av inputfaktorene, der de alle kunne vært redusert med minst 22 % (som fremkommer av effektivitetsscoren). Deres største utfordring var utnyttet kapasitet og betalte arbeidstimer som kunne vært redusert med hhv. 62,7 % og 49,5 %.

Resultatene fra benchmarkingen av GSFF og GSFR opp mot referanseenhetene er presentert i tabell 17 nedenfor. Her er det tatt utgangspunkt i forholdet mellom hver DMUs input og output (produsert mengde i rund kilosvekt). Altså viser tabell 17 hvor mye som måtte til fra

hver input for å produsere en kilo laks. GSFF og GSFR er blitt benchmarket opp mot hvert sitt vektete referansegjennomsnitt der kopieringsfaktorene er blitt benyttet som vekttall.

**Tabell 17. Forholdet mellom input og output for GSF opp mot referanseenheterne**

	<b>Fôrforbruk</b>	<b>Utsatt smoltvekt</b>	<b>Betalte arbeidstimer</b>	<b>Utnyttet kapasitet</b>	<b>Andre driftskost.</b>
<b>GSFF</b>	1,286	0,024	0,014	0,071	4,611
Vektet gj.sn. referanser	1,117	0,020	0,003	0,046	3,090
Diff. GSFF og gj. snitt	-13,11 %	-17,24 %	-77,70 %	-36,04 %	-32,99 %
<b>GSFR</b>	1,575	0,026	0,007	0,131	4,598
Vektet gj.sn. referanser	1,131	0,020	0,003	0,046	2,812
Diff. GSFR og gj.snitt	-28,21 %	-20,49 %	-61,90 %	-65,10 %	-38,83 %

De prosentvise differansene er reduksjonen som GSFF og GSFR måtte ha foretatt seg for å ha kommet på samme nivå som referanseenheterne. Benchmarkingen av GSFF opp mot referansene gir samme indikasjoner som differensen mellom faktisk og optimal mengde (fra tabell 16), med unntak av variabelen andre driftskostnader som her viser at GSFF kunne redusert inputen med 33 %. GSFF måtte i tillegg ha redusert antall betalte arbeidstimer med 77,7 %, mens fôrforbruk og utsatt smoltvekt måtte vært redusert med hhv. 13,1 % og 17,2 %, samt reduksjon av utnyttet kapasitet med 36 % for å komme på samme nivå som referansene.

Også for GSFR er det tydelig at selskapet måtte ha strekt seg ytterligere for å komme på samme nivå som referanseenheterne. Benchmarket opp mot gjennomsnittsverdiene til referansene kommer det fram at utnyttet kapasitet og betalte arbeidstimer måtte vært redusert med hhv. 65,1 % og 61,9 %. Dette gir i likhet med GSFF samme indikasjoner som differansen mellom den faktiske og optimale mengden (fra tabell 16), men også her skiller andre driftskostnader seg ut, som kunne vært redusert med 38,8 %. Videre måtte fôrforbruk og utsatt smoltvekt vært redusert med hhv. 28,2 % og 20,5 % for å nå opp til referansene.

### **6.3.3 Benchmarking av Grieg Seafood Finnmark AS opp mot GSFR**

Utgangspunktet for å gjøre en benchmarking av GSFF opp mot GSFR er det samme som i forrige delkapittel 6.3.2 der tallene representerer forholdet mellom input og output.

Benchmarkingen er gjengitt under i tabell 18. Differansene er reduksjonen eller økningen som GSFF eller GSFR måtte ha foretatt seg for og vært på samme nivå som den andre. \* viser til

endringen som GSFF måtte gjort for å komme på samme nivå som GSFR, mens \*\* viser til endringen GSFR måtte gjort for å havne på samme nivå som GSFF.

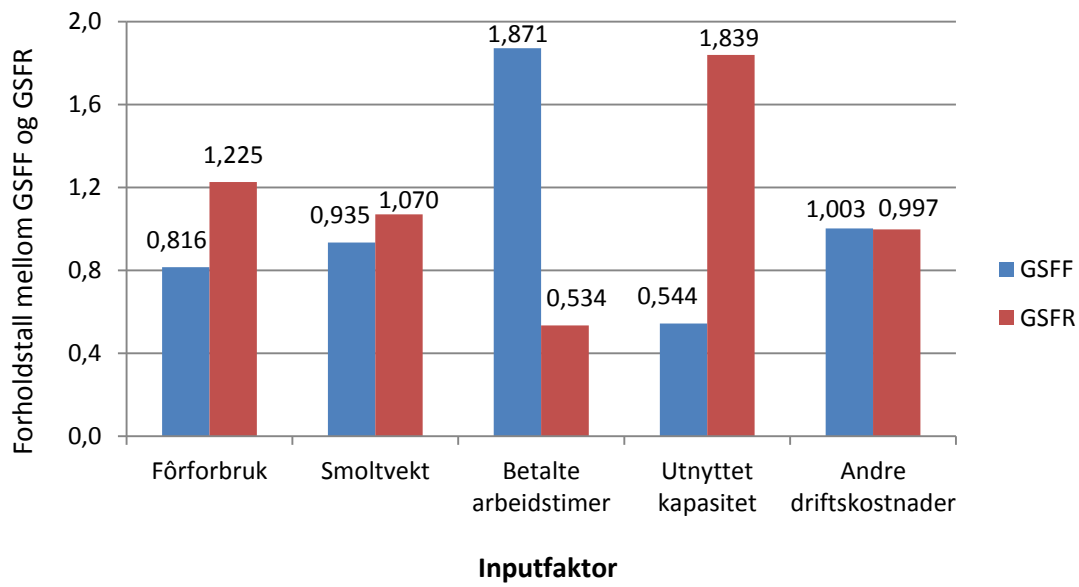
**Tabell 18. Forholdet mellom input og output for GSFF og GSFR**

	<b>Fôrforbruk</b>	<b>Utsatt smoltvekt</b>	<b>Betalte arbeidstimer</b>	<b>Utnyttet kapasitet</b>	<b>Andre driftskost.</b>
<b>GSFF</b>	1,286	0,024	0,014	0,071	4,611
<b>GSFR</b>	1,575	0,026	0,007	0,131	4,598
Diff. GSFF og GSFR*	22,55 %	6,99 %	-46,56 %	83,88 %	-0,29 %
Diff. GSFR og GSFF**	-18,40 %	-6,53 %	87,12 %	-45,62 %	0,29 %

Det kommer tydelig fram at GSFF har klart å utnytte fire av de fem inputfaktorene bedre eller like bra som GSFR. Den eneste faktoren der GSFF gjorde det betraktelig dårligere enn GSFR var som forventet betalte arbeidstimer. For å komme på nivå med GSFR måtte faktoren vært redusert med 46,6 %, fra 0,014 til 0,007 antall betalte arbeidstimer for å produsere en kilo laks. Ved å se på GSFR er det ingen overraskelse at utnyttet kapasitet er faktoren som de relativt hadde størst problemer med. For å komme på nivå med GSFF måtte de ha redusert denne faktoren med 45,6 %. For at GSFR skulle havnet på samme nivå som GSFF på fôrforbruk og utsatt smoltvekt måtte forbruket til disse faktorene vært redusert med hhv. 18,4 % og 6,5 %. Begge DMUene hadde samme forbruk av andre driftskostnader.

For å framstille forskjellene tydeligere mellom GSFF og GSFR henvises det til figur 21 nedenfor. Her vises forskjellen som forholdstall mellom GSFF og GSFR. Tallene for GSFF er gitt som input til GSFF dividert på input til GSFR, mens det er motsatt for GSFR. Av figuren kommer det tydeligere fram at GSFF helhetlig har gjort det bedre enn GSFR. Det er derfor særlig GSFR som har best forutsetninger for å hente lærdom ut av benchmarkingen, der de bør se nærmere på hvordan GSFF klarer å utnytte fôrforbruk, utsatt smoltvekt og utnyttet kapasitet bedre enn dem selv.





**Figur 21. Forholdet mellom inputfaktorene til GSFF og GSFR under benchmarkingen**

## 7 Diskusjon og konklusjon

### 7.1 Diskusjon rundt analysene og resultatene for DEA

Effektivitets- og produktivitetsanalysene som ble presentert i kapittel 6 har gitt viktig innsikt i hvordan den norske lakseoppdrettsnæringen har utviklet seg gjennom perioden 2009-2014. Under forutsetning om konstant skalautbytte (CRS) varierte effektiviteten på mellom 77,5 % og 85,1 % gjennom perioden, noe som betyr at næringen kunne vært mellom 14,9 % og 22,5 % mer effektiv. 2012 skilte seg klart ut som året med den laveste scoren (77,5 %), noe som er i samsvar med at 2012 var året som hadde den laveste salgsprisen, fortjeneste og driftsmarginen i løpet av analyseperioden. Etersom CRS-modellen sammenligner DMUene opp mot hverandre uavhengig av størrelse, blir VRS-modellen (variabelt skalautbytte) gjerne ansett som en mer realistisk modell der DMUene kun blir sammenlignet med andre DMUer av relativt samme størrelse. I det videre vil det derfor være et større fokus på tolkningen og betydningen av effektivitetsanalysene under forutsetning om VRS.

Effektiviteten under VRS-modellen var relativt stabil gjennom perioden og varierte kun mellom 88 % og 91,1 %. Disse resultatene stemmer godt overens sammenlignet med resultatene til Wikeland (2015) der effektivitetsscoren lå på mellom 86,5 % og 90,4 % for perioden 2009-2013. Det er derfor sterke indikasjoner på at næringen har befunnet seg i en fase der det har vært vanskelig å øke effektiviteten ytterligere. Årsaken til dette kan være at mange av de ineffektive DMUene fortsatt tjener så godt at de mister fokus på at de kunne gjort det enda bedre («fat-and-lazy» syndromet), eller at noen kanskje tror og antar at de gjør det bedre enn de faktisk gjør.

Selv om effektiviteten (under VRS) har vært stabil gjennom perioden på cirka 90 %, noe som betyr at næringen enda kunne vært opp til 10 % mer effektiv, så er 90 % fortsatt en høy gjennomsnittlig score. Næringen lider med andre ord ingen nød selv om DMUene fortsatt kunne gjort det bedre. Om de ineffektive DMUene hadde vært bevisst på at de var ineffektive i forhold til resten av næringen, ville dette kunne fungert som en oppvekker slik at det hadde vært mer sannsynlig at de ville iverksatt forbedringstiltak for å øke effektiviteten. Hvis disse DMUene i tillegg kunne brukt denne type analyse, ville de kunne lokalisert seg selv i dataen for så å gjøre en benchmarking opp mot referanseenheter for å se hvilke inputfaktorer de bør fokusere på å effektivisere (slik som denne oppgaven har gjort med Grieg Seafood).

Den minste andelen effektive DMUer forekom i 2012, som også var året da effektivitetsscoren under CRS var lavest (77,5 %). Som allerede nevnt kan dette forklares av at 2012 var året som hadde den laveste salgsprisen, fortjenesten og driftsmarginen gjennom hele perioden. Fra 2012 og fram til 2014 var det en årlig økning i andel effektive DMUer, og både under forutsetning om CRS og VRS kom det klart fram at 2014 var året da størst andel DMUer var effektive (26,3 % under CRS og 43,8 % under VRS). Det kan være flere årsaker til at utviklingen fra 2012 til 2014 har vært slik den var. Dette kan blant annet være at flere av de tidligere ineffektive DMUene foretok nye innovative løsninger eller investerte i bedre produksjonsutstyr som produserte mer pålitelig og krevde mindre arbeidskraft. Det kan også være at flere av DMUene som fusjonerte i løpet av perioden klarte å utfylle hverandre på en god måte som gjorde at de fikk bedre forutsetninger for å øke effektiviteten.

I løpet av perioden varierte skalaeffektiviteten på mellom 87,1 % og 95 %, noe som innebærer at næringen i relativt stor grad har operert med optimal eller nær optimal størrelse. Selv om det var en del store DMUer som var skalaeffektive var det fortsatt de minste DMUene som i størst grad opererte med en optimal eller nær optimal skala. Dette funnet er i samsvar med Holst (2016), der hun kom fram til samme konklusjon med en modell basert på mengdetall (ikke-priser). Den kanskje mest sannsynlige årsaken til dette er at de minste DMUene har større fleksibilitet til å foreta produksjons- og organisatoriske endringer, mens de store DMUene ikke evner å omstille seg like hurtig. De store har gjerne en mer sentralisert organisasjonsstruktur og har ofte foretatt store og bindende kapitalinvesteringer. Ofte er også de nyeste DMUene de minste, noe som gjør at de nye DMUene kan gjøre en «leapfrogging» over de etablerte DMUene som Nilsen (2010) kalte det, der de enklere kan benytte seg av ny og bedre produksjonsutstyr og løsninger. Det trekkes samtidig fram at man bør være kritisk til i hvilken grad det virkelig eksisterer nye DMUer. Oppdrettsbransjen har veldig store inngangsbarrierer, der det har vist seg at de store bare blir enda større, og at bransjen har hatt en kraftig reduksjon i antall DMUer fra 1991 og fram til i dag. Samtidig har antall konsesjoner holdt seg relativt stabil gjennom perioden (særlig i fra 2009 til 2014). Det har også vist seg at det stort sett er de veletablerte DMUene som får tildelt nye konsesjoner.

Et viktig funn fra analysen er at næringen har utviklet seg gjennom perioden fra å operere i for liten skala (tiltagende skalautbytte) til å operere i for stor skala (avtagende skalautbytte). Problematikken rundt dette funnet er at DMUene har blitt for stor til å drive effektivt basert på analyse av den tekniske utnyttelsen av inputfaktorene. Analysen sier ingenting om lønnsomhetene til disse DMUene. Det er viktig å påpeke at det samtidig skapes andre fordeler

for disse DMUene som analysen ikke får fram. Dette kan f. eks. være stordriftsfordeler der selskapene får lavere enhetskostnader. Derfor kan selskapene fortsatt ha god lønnsomhet selv om de opererer med ineffektiv skalastørrelse.

Ved bruk av bootstrapping kom man fram til den teknisk mulige effektiviteten som næringen kunne ha oppnådd. Her viste næringen seg å være mellom 4,9 % og 6 % mindre effektiv sammenlignet med effektivitetsscoren under VRS, noe som betyr at DMUene måtte strukket seg ytterligere for å være effektive i forhold til den nye teknisk mulige effektivitetsfronten (gjelder også de DMUene som i utgangspunktet var effektive). Hvorvidt det er rasjonelt å anta at bootstrap scoren er den reelle og faktiske effektiviteten næringen kunne ha oppnådd kan diskuteres. Den største skepsisen ligger i at utvalget allerede er representativt for populasjonen ettersom de fleste DMUene er med, og som derfor allerede danner grunnlaget for den sanne effektivitetsfronten. Derfor er det egentlig ikke hensiktsmessig å se på variasjonen, med unntak av å finne sensitivitetsintervallene til effektivitetsscorene. Bootstrappingen gir derfor ikke nødvendigvis et riktigere bilde av situasjonen.

## **7.2 Diskusjon rundt analysene og resultatene for MPI**

Analysene av produktivitetsutviklingen gjorde det klart at de siste to periodene 2012-2013 og 2013-2014 hadde begge hatt en tilbakegang som var på hhv. 3 % og 3,8 %. Ved å se videre på endringen gjennom hele perioden, 2009-2014, kom det tydelig fram at utviklingen hadde hatt en enda sterkere tilbakegang, og hadde trukket seg tilbake med hele 15 %. I denne perioden hadde 82,5 % av DMUene bidratt til denne tilbakegangen. Som nevnt innledningsvis i oppgaven har tidligere studier kommet fram til at næringen allerede hadde oppnådd en moden alder med stagnert produktivitetsutvikling innen 2008 (Vassdal og Holst, 2011; Asche et al., 2013). Ved å se på utvikling fra 2009-2014 har denne oppgaven bekreftet denne stagnasjonen, men i tillegg viser oppgaven samme utvikling som Wikeland (2015) der han så på perioden 2006-2013, og hvor han kom fram til at det hadde vært en kraftig tilbakegang på 20,8 % i produktivitetsutviklingen. Denne oppgaven gir derfor tydelige og bekreftende signaler om at næringen ikke bare sliter med å øke produktiviteten, men at den også har hatt en sterk tilbakegang fram mot 2014. Til tross for dette bør man stille seg kritisk til hvorvidt disse signalene faktisk stemmer, og da spesielt med tanke på at nye DMUer ikke var med i perioden 2009-2014, slik at man mister effekten av «leapfrogging» (Nilsen, 2010). Som allerede nevnt

kan man i forbindelse med denne effekten samtidig stille seg kritisk til hvorvidt nye DMUer faktisk eksisterer.

En dekomponering av produktivetsindeksen (MPI) viste at endringen i effektivitet hadde vært relativt stabil og tilnærmet konstant for perioden 2009-2014. Det var den teknologiske endringen som stod for tilbakegangen (på 21,9 % under VRS), noe som innebærer at det var et negativt skift i produksjonsfronten som gjorde det vanskeligere for næringen som helhet å øke produktiviteten i forhold til tidligere. Skalaendringfaktoren SCH hadde en framgang på 11,6 % og trakk derfor produktivetsutviklingen litt opp igjen, noe som indikerer at DMUene hadde hatt en positiv skalaeffektivetsutvikling gjennom perioden. Dette virker å stemme godt overens med resultatene fra skala-effektivetsanalysene (DEA).

Betydningen av at næringen ikke har evnet å øke produktiviteten ytterligere og at utviklingen har vært negativ i analyseperioden medfører at DMUene får et høyere press med tanke på opprettholdelse av konkurransesituasjonen, samt iverksettelse av tiltak for å forebygge en ytterligere produktivitetstilbakegang. For å klare dette må næringen finne innovative løsninger for å redusere innsatsfaktorforbruket i forhold til outputen som produseres. I henhold til oppgaven innebærer dette mer presist at næringen må utnytte fôrforbruk, smoltvekt, betalte arbeidstimer, utnyttet kapasitet og andre driftskostnader på en bedre måte. Det er vanskelig å si hvilke konkrete tiltak som kan iverksettes for å oppnå dette, spesielt med tanke på at DMUene har ulike forutsetninger. Det virker som at de fleste kan se nærmere på andre driftskostnader (posten med høyest årlig økning) mens mange sannsynligvis også vil kunne gjøre endringer eller innstramminger på betalte arbeidstimer og utnyttet kapasitet. Ved å se nærmere på andre driftskostnader viser det seg at hovedårsaken til økningen skyldes en kostnadsøkning i forbindelse med avlusing og bruk av lusemiddel (Iversen et al., 2015). Som en del av dette er det blant annet økt dødelighet under behandlingen, tapte fôringsdøgn, samt ekstrakostnader ved bruk av spesialfôr. Også en økning i sykdomsutviklingen har påvirket andre driftskostnader i varierende grad.

For å forebygge ytterligere produktivitetstilbakegang kan næringen også forsøke å redusere produksjonskostnadene, noe som kostnadsutviklingen har bekreftet er en vanskelig oppgave. Selv om det kan være vanskelig er det fortsatt viktig at DMUene kontinuerlig forsøker å arbeide med å holde kostnadene nede.

### 7.3 Diskusjon rundt benchmarkingen av Grieg Seafood

Effektiviteten til både Grieg Seafood Finnmark AS (GSFF) og Grieg Seafood Rogaland AS (GSFR) hadde store variasjoner i løpet av perioden, noe som gir inntrykk av at det har vært vanskelig å holde effektiviteten jevnt høy i markedet og omgivelsene som laksoppdrettsnæringen utgjør. Det kom fram at GSFF hadde høyere effektivitet enn GSFR i 4 av de 6 årene som analysen tok for seg, både under forutsetning om CRS og VRS. Dette understreker at GSFF har klart å utnytte inputressursene bedre enn GSFR. Det kanskje viktigste funnet fra analysen var at begge DMUene viste seg å være skala ineffektiv gjennom perioden, der det kom klart fram at de begge opererte i for stor skala (avtagende skalautbytte). Denne innsikten er viktig fordi den gir støtte til antakelsen om at store DMUer ofte har en tendens til å bli for stor. Som tidligere diskutert er det problematisk å komme med et klart svar på hvorvidt det er en fordel eller ulempe for selskapene å operere i for stor skala. Selv om DMUene kunne vært mer teknisk effektiv er det viktig å være klar over at selskapene samtidig kan ha fordeler som f. eks. stordriftsfordeler der enhetskostnadene blir mindre.

Produktivitetsanalysene (MPI) for GSFF og GSFR gjorde det tydelig at de begge hadde hatt en betydelig større tilbakegang i perioden 2009-2014, på hhv. 21,2 % og 28 %, kontra den gjennomsnittlige tilbakegangen til bransjen som var på 15 %. Årsaken til at tilbakegangen var større skyldtes i stor grad av at skalaendringfaktoren SCH hadde hatt en tilbakegang i motsetning til bransjen som hadde hatt en solid framgang. Dette virker som en god bekreftelse på at de begge opererte med ineffektiv skala, og i tillegg ser ut til å ha utviklet seg mot en enda større ineffektivitet i løpet av perioden. Sammenlignet med skalaeffektiviteten fra effektivitetsanalysene (DEA) hadde GSFF og GSFR en skalaeffektivitet på hhv. 92,6 % og 97,3 % i 2009 og på hhv. 84,7 % og 84,5 % i 2014, noe som gir klare antydninger til at tilbakegangen i skalaeffektiviteten ser ut til å stemme.

I det videre og i forbindelse med sammenligningen av GSFF og GSFR opp mot referanseenheter og benchmarkingen opp mot disse, samt benchmarkingen mellom GSFF og GSFR, presiseres det nok en gang at samtlige av resultatene baseres kun på data fra 2014 ettersom det nærmeste året gir størst potensial for å høste læringseffekter i forhold til nåtidssituasjonen.

Ved å sammenligne GSFF og GSFR opp mot referanseenheter (ved bruk av DEA) viste det seg at GSFF hadde desidert størst forbedringspotensial i forbindelse med betalte arbeidstimer. Denne inputfaktoren kunne de potensielt ha redusert med hele 68,5 % samtidig som de hadde klart å oppnå samme produsert outputmengde. Også inputfaktorene utnyttet kapasitet og smoltvekt kunne vært redusert, med hhv. 29,6 % og 19,9 %. For GSFR hadde de et stort forbedringspotensial i samtlige av inputfaktorene, der alle potensielt kunne ha vært redusert med over 22 % (som skyldtes effektivitetsscoren). Det var særlig utnyttet kapasitet og betalte arbeidstimer de burde fokusert mer på, som kunne vært redusert med hhv. 62,7 % og 49,5 %. Betydningen og formålet denne analysen har for GSFF og GSFR er at den har gitt et solid innblikk over hvilke faktorer de bør fokusere på for å oppnå høyere effektivitet.

I samtale med GSFF ble det gitt inntrykk av at årsaken til at selskapet hadde et reduksjonspotensial for betalte arbeidstimer på 68,5 % hovedsakelig var på grunn av at de hadde flere ansatte i 2014 enn tidligere år, samtidig som det så ut til å ha blitt jobbet mye overtid. For å gi et sterkere bilde av at situasjonen var reell nevnes det at selskapet hadde en økning i betalte arbeidstimer på 50,7 % fra 2013 til 2014, og dette til tross for at produksjonen var redusert med 7,1 %. GSFF følte selv at dette var noe de ønsket å se nærmere på da det kom overraskende at forskjellen hadde vært så stor. I løpet av 2015 kuttet for øvrig selskapet minst 10 administrative stillinger for å bli mer kostnadseffektiv. Dermed har de allerede gjort tiltak for å redusere antall betalte arbeidstimer.

I henhold til at analysemodellen er inputorientert viser modellen til at utnyttet kapasitet kunne vært redusert med 29,6 %. Det er viktig å få fram at i realiteten ønsker ikke GSFF å kvitte seg med eller redusere kapasiteten, men heller utnytte kapasiteten enda bedre slik at de evner å produsere mer (og ikke samme output som modellen viser). I ettertid kan det derfor diskuteres hvorvidt denne variabelen heller burde vært holdt fast, slik at den ikke kan minimeres, men der den fortsatt ville fungert som en forklaringsvariabel til produksjonen av laks. Uavhengig av hvordan man ser på dette er det fortsatt et stort forbedringspotensial i inputfaktoren utnyttet kapasitet. De mest opplagte årsakene til dette hviler på høy dødelighet og/eller rømming av laks, samt at selskapet ikke har evnet å utnytte deres MTB fullt ut. GSFF forklarte at dette var grunnet manglende lokaliteter. Mer konkret skyldtes det at det var vanskelig og tidskrevende å få avtaler med og tillatelse fra kommunene til å sette opp nye fysiske lokaliteter. Selskapet fikk klart fram at dette er noe de jobber med for å få på plass. Det at DMUene ikke får utnyttet MTB kapasiteten virker for øvrig å være en vanlig problemstilling for mange av DMUene i bransjen.

Benchmarkingen av GSFF opp mot et vektet gjennomsnitt av referanseaktørene viste samme indikasjoner som sammenligningen basert på optimal mengde fra effektivitetsanalysen (DEA). GSFF måtte ha redusert betalte arbeidstimer med 77,7 % og utnyttet kapasitet med 36 % for å komme på samme nivå som referansene. For GSFR var det også klare indikasjoner om at den optimale mengden fra effektivitetsanalysen hadde gitt riktig fokus på hvilke faktorer som burde vært sett nærmere på. Utnyttet kapasitet og betalte arbeidstimer måtte begge vært redusert med over 61,9 % for å komme på samme nivå som referansene. Benchmarkingen har dermed fungert som en solid bekreftelse på at den optimale mengden fra effektivitetsanalysene ser ut til å stemme. Dette gjør at Grieg Seafood med større sikkerhet kan anta at de virkelig bør se nærmere på disse faktorene. Det kom samtidig fram at begge selskapene egentlig også bør vurdere å se nærmere på andre driftskostnader ettersom benchmarkingen viste at de begge kunne ha redusert denne inputen med minst 33 %. Som tidligere nevnt er dette sannsynligvis knyttet opp mot ekstrakostnader i forbindelse med avlusing og bruk av lusemiddel.

For å finne ytterligere forbedringsgrunnlag ble det også gjort en benchmarking av GSFF opp mot GSFR. Nok en gang ble det bekreftet at GSFF hadde problemer med betalte arbeidstimer mens GSFR slet med utnyttet kapasitet. Helhetlig kom det fram at GSFF hadde gjort det bedre enn GSFR, der GSFF klarte å utnytte fire av de fem inputfaktorene på en bedre eller like bra måte. Betydningen dette har er at det særlig er GSFR som kan hente læringseffekter ut av benchmarkingen. De bør se nærmere på hvordan GSFF har klart å utnytte inputfaktorene på en mer effektiv måte. Samtidig bør GSFF se på hvordan GSFR mer effektivt har klart å utnytte betalte arbeidstimer. Det aller viktigste er å få fram at benchmarkingen legger til grunn for at GSFF og GSFR kan lære av hverandre. Dette gjør de best med å sette seg inn i hverandres produksjonsprosesser for å se hvordan og hvorfor de gjør det mer effektivt enn den andre på de relevante inputfaktorene.

## **7.4 Konklusjon**

Effektiviteten i perioden 2009-2014 har under forutsetning om konstant skalautbytte variert mellom 77,5 % og 85,1 %, og mellom 88 % og 91,1 % under variabelt skalautbytte. Årsaken til at næringen har holdt seg i en relativt stabil fase kan være grunnet «fat-and-lazy» syndromet der de ineffektive selskapene fortsatt tjener så godt at fokuset på ytterligere forbedringer blir tåkete. Skalaeffektiviteten varierte mellom 87,1 % og 95 %, samtidig som



det kom fram at de minste selskapene (kontra de store) i større grad opererte med optimal eller nær optimal skala. Dette har sannsynligvis vært på grunn av at de mindre selskapene er mer fleksibel og omstillingsdyktig. Et viktig funn fra effektivitetsanalysen var at lakseoppdrettsnæringen gjennom perioden har utviklet seg fra å operere i for liten skala til for stor skala. Dette betyr ikke nødvendigvis at disse selskapene bør nedskalere. Selv om de har lavere teknisk effektivitet (i forhold til om de hadde operert under optimal skala) vil de samtidig kunne oppnå stordriftsfordeler der enhetskostnadene er lavere sammenlignet med om selskapet hadde vært mindre.

Produktivitetsutviklingen har hatt en kraftig tilbakegang og trukket seg tilbake med 15 % gjennom perioden. Hele 82,5 % av selskapene bidro til denne tilbakegangen. Derfor ikke bare bekrefter oppgaven at næringen har nådd en stagnert utviklingsfase i tråd med tidligere forskning (Vassdal og Holst, 2011; Asche et al., 2013) men også at næringen har hatt en sterk tilbakegang, noe som tidligere også kom fram av oppgaven til Wikeland (2015). Den negative produktivitetsutviklingen skyldtes i helhet den teknologiske endringen (under forutsetning om variabelt skalautbytte) som hadde en tilbakegang på 21,9 % men som delvis ble trukket opp igjen av en positiv skala endringsutvikling på 11,6 %. Dette har fått betydning for næringen i den grad at konkurransesituasjonen stadig vil bli mer tilspisset og det blir større behov for å iverksette tiltak for å forebygge ytterligere tilbakegang. Næringen må finne innovative løsninger for å utnytte innsatsfaktorene bedre, og sannsynligvis vil dette være lettest å gjøre med tanke på antall betalte arbeidstimer, utnyttet kapasitet og andre driftskostnader (og for øvrig kostnadsnivået generelt).

Gjennom perioden hadde Grieg Seafood Finnmark AS (GSFF) en effektivitet som varierte på mellom 71 % og 100 % og en tilbakegang i produktivitetsutviklingen på 21,2 %. De høye variasjonene i effektiviteten indikerer at selskapet og markedet er i svært dynamiske omgivelser der det er vanskelig å opprettholde en jevn høy effektivitet. Både GSFF og søsterselskapet Grieg Seafood Rogaland AS (GSFR) har operert i for stor skala. Om de begge hadde vært mindre ville de kunne oppnådd høyere effektivitet (men dette ville ikke nødvendigvis ha vært mer lønnsomt). Fra benchmarkingen (basert på år 2014) av GSFF opp mot referanseenheter (som har «best-practice») kom det klart fram at betalte arbeidstimer og utnyttet kapasitet var inputfaktorene som hadde størst forbedringspotensial. Selskapet mente selv at et for høyt antall betalte arbeidstimer var grunnet flere ansatte i 2014 enn tidligere år, samt mye overtidsarbeid. Årsaken til at utnyttet kapasitet var ineffektiv skyldtes en kombinasjon av dødelighet, rømming av laks og manglende lokaliteter (for å utnytte MTB

fullt ut). For GSFR var det også betalte arbeidstimer og utnyttet kapasitet som hadde størst potensial for forbedringer. Ved å gjøre en benchmarking av GSFF og GSFR opp mot hverandre ble det klart at GSFF helhetlig hadde klart å utnytte inputfaktorene bedre med unntak av betalte arbeidstimer. Betydningen dette får er derfor at GSFR letter kan høste læringseffekter fra GSFF, men samtidig legger analysen til grunn for de begge kan lære av hverandre. Dette kan de gjøre ved å se på hverandres produksjonsprosesser for å få en forståelse for hvorfor og hvordan de gjør det bedre enn den andre på de relevante faktorene.

## **7.5 Videre forskning**

Det er mye som kunne vært interessant å foreta seg for å løfte forskningen videre. Først og fremst ville en analyse av resten av verdikjeden, og da spesielt settefiskdelen kunne gitt forskningen et nytt lys. Man ville oppnådd et mer helhetlig analysebilde og kunne sett på om det er en sammenheng mellom effektiviteten blant settefisk og matfisk produksjon blant selskapene som eier begge disse delene av verdikjeden. Det hadde også vært interessant med en analyse av den norske lakseoppdrettsnæringen inndelt på fylkesnivå. Dette kunne gitt et solid innblikk i hvilke fylker som er mest effektiv samt hvorfor disse fylkene eventuelt gjør det bedre (særlig med tanke på forhold som temperatur og lysforhold).

Andre løft som kunne vært gjort for å ta forskningen videre er å benytte seg av nye eller andre metoder. For eksempel kunne man benyttet seg av FRH (free replicability hull) modellen som lar større DMUer sammenligne seg med kombinasjoner av de mindre DMUene. Dette ville vært særlig interessant fordi kombinasjoner av mindre DMUer ofte er en realistisk forutsetning med tanke på at stadig flere av DMUene fusjonerer eller blir kjøpt opp for så å slå seg sammen. En slik modell er for øvrig allerede brukt i forskningssammenheng av Holst (2016), men ettersom denne oppgaven benytter seg av inputfaktoren «andre driftskostnader» i tillegg til faktorene som Holst (2016) benyttet seg av ville det fortsatt vært interessant å anvende FRH på modellen i denne oppgaven.

## 8 Referanseliste

- Abbott, M. og Doucouliagos, C. (2003). The efficiency of Australian universities: a data envelopment analysis. *Economics of Education review*, Vol. 22, No. 1, s. 89–97.
- Aigner, D., Lovell, C. K. og Schmidt, P. (1977). Formulation and estimation of stochastic frontier production function models. *Journal of Econometrics*, Vol. 6, No. 1, s. 21–37.
- Andersen, B. og Pettersen, P.-G. (1995). *Benchmarking – en praktisk håndbok*. Oslo: Tano Forlag.
- Andersen, P. og Petersen, N.C. (1993). A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. *Management Science*, Vol. 39, No. 10, s.1261–1264.
- Andreassen, O. og Robertsen, R. (2014). *Nasjonale ringvirkninger av havbruksnæringen*. Rapport nr. 49/2014. Tromsø: Nofima.
- Asche, F., Guttormsen, A.G. og Nielsen, R. (2013). Future challenges for the maturing Norwegian salmon aquaculture industry: An analysis of total factor productivity change from 1996 to 2008. *Aquaculture*, Vol. 396-399, s. 43–50.
- Asche, F. og Roll, K.H. (2013). Determinants of inefficiency in Norwegian salmon aquaculture. *Aquaculture Economics & Management*, Vol. 17, No. 3, s. 300–321.
- Asche, F., Roll, K. H. og Tveterås, R. (2009). Economic inefficiency and environmental impact: An application to aquaculture production. *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol. 58, No. 1, s. 93–105.
- Banker, R.D. (1993). Maximum Likelihood, Consistency and Data Envelopment Analysis: A Statistical Foundation. *Management Science*, Vol. 39, No. 10, s. 1265–1273.
- Banker, R. D. (1996). Hypothesis tests using data envelopment analysis. *Journal of productivity analysis*, Vol. 7, No. 2, s. 139–159.
- Banker, R. D. og Chang, H. (2006). The super-efficiency procedure for outlier identification, not for ranking efficient units. *European Journal of Operational Research*, Vol. 175, No. 2, s. 1311–1320.

- Banker, R.D., Charnes, A. og Cooper W.W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, Vol. 30, No. 9, s. 1078–1092.
- Banker, R.D., Charnes, A., Cooper, W.W., Swarts, J. og Thomas D.A. (1989). An introduction to Data Envelopment Analysis with some of its models and their uses. J.L. Chan og J.M. Patton (red.). *Research in Governmental and Nonprofit Accounting*, Greenwich, CT: JAI Press, s. 125–163.
- Bogetoft, P. og Otto, L. (2011). *Benchmarking with DEA, SFA, and R*. New York: Springer.
- Bolton-Warberg, M. og FitzGerald, R. D. (2012). Benchmarking growth of farmed Atlantic cod, *Gadus morhua*: a case study in Ireland. *Aquaculture Research*, Vol. 43, No. 5, s. 670–678.
- Camp, R.C. (1989). *Benchmarking: The Search for Industry Best Practices That Lead to Superior Performance*. Milwaukee, Wisconsin: ASQC Quality Press.
- Caves, D. W., Christensen, L.R. og Diewert, W.E. (1982). The Economic Theory of Index Numbers and the Measurement of input, output and productivity. *Econometrica*, Vol. 50, No. 6, s. 1393-1414.
- Charnes, A., Cooper, W.W. og Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, Vol. 2, No. 6, s. 429–444.
- Chen, C. F. (2007). Applying the stochastic frontier approach to measure hotel managerial efficiency in Taiwan. *Tourism Management*, Vol. 28, No. 3, s. 696–702.
- Chen, Y. (2005). Measuring super-efficiency in DEA in the presence of infeasibility. *European Journal of Operational Research*, Vol. 161, No. 2, s. 545–551.
- Coelli, T.J., Rao, D.S.P., O'Donnell C.J. og Battese, G.E.. (2005). *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*. (2. utg). New York: Springer.
- Cook, W.D., Tone, K. og Zhu, J. (2014). Data envelopment analysis: Prior to choosing a model. *Omega*, Vol. 44, No. 1, s. 1–4.

- Diewert, W. E. og Nakamura, A. O. (2003). Index number concepts, measures and decompositions of productivity growth. *Journal of Productivity Analysis*, Vol. 19, No. 2-3, s. 127–159.
- Drew, S.A.W. (1997). From knowledge to action: the impact of benchmarking on organizational performance. *Long Range Planning*, Vol. 30, No. 3, s. 427–441.
- Dyson, R. G., Allen, R., Camanho, A. S., Podinovski, V. V., Sarrico, C. S. og Shale, E. A. (2001). Pitfalls and protocols in DEA. *European Journal of operational research*, Vol. 132, No. 2, s. 245–259.
- Efron, B. (1979). Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife. *The annals of Statistics*, Vol. 7, No. 1, s. 1–26.
- Farrell, M.J. (1957). The Measurement of Productive Efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, Vol. 120, No. 3, s. 253–290.
- Fiskeridirektoratet (2010). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon - laks og regnbueørret.*
- Fiskeridirektoratet (2011). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon - laks og regnbueørret.*
- Fiskeridirektoratet (2012). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon - laks og regnbueørret.*
- Fiskeridirektoratet (2013). *Lønnsomhetsundersøkelse for produksjon av laks og regnbueørret 2012.*
- Fiskeridirektoratet (2014). *Lønnsomhetsundersøkelse for produksjon av laks og regnbueørret 2013.*
- Fiskeridirektoratet (2015a). *Lønnsomhetsundersøkelse for produksjon av laks og regnbueørret 2014.*
- Fiskeridirektoratet (2015b). *Nøkkeltall fra norsk havbruksnæring 2014.*
- Fragoudaki, A. og Giokas, D. (2016). Airport performance in a tourism receiving country: Evidence from Greece. *Journal of Air Transport Management*, Vol. 52, No. 1, s. 80–89.

- Färe, R., Grosskopf, S., Lindgren, B. og Roos, P. (1992). Productivity changes in Swedish pharmacies 1980–1989: A non-parametric Malmquist approach. *Journal of Productivity Analysis*, Vol. 3, No. 1/2, s. 85–101.
- Färe, R., Grosskopf, S., Norris, M. og Zhang, Z. (1994). Productivity Growth, Technical Progress, and Efficiency Change in Industrialized Countries. *The American Economic Review*, Vol. 84, No. 1, s. 66–83.
- Färe, R. og Primont, D. (1995). *Multi-output production and duality: theory and applications*. Boston, Mass.: Kluwer Academic Publishers.
- Golany, B. og Roll, Y. (1989). An Application Procedure for DEA. *Omega*, Vol. 17, No. 3, s. 237–250.
- Guttormsen, A. G. (2002). Input Factor Substitutability in Salmon Aquaculture. *Marine Resource Economics*, Vol. 18, No.2, s. 91–102.
- Hansen, T-A. og Hansen, T.L. (2008). *Effektivitetsanalyse av norsk matfisknæring for 2006, med benchmarking av Lerøy Aurora AS*. Masteroppgave i økonomi og administrasjon. Tromsø: Universitetet i Tromsø.
- Holst, H.M.S. (2016). *Benchmarking performance in Norwegian Salmon Aquaculture*. Working paper. Tromsø: UiT Norges arktiske universitet.
- Imslund, A. K., Reynolds, P., Eliassen, G., Hangstad, T. A., Foss, A., Vikingstad, E. og Elvegård, T. A. (2014). The use of lumpfish (*Cyclopterus lumpus* L.) to control sea lice (*Lepeophtheirus salmonis* Krøyer) infestations in intensively farmed Atlantic salmon (*Salmo salar* L.). *Aquaculture*, Vol. 424–425, s. 18–23.
- Innovasjon Norge (2011). *Håndbok i omdømme- og merkevarebygging*.
- Iversen, A., Hermansen, Ø., Andreassen, O., Brandvik, R.K., Marthinussen, A. og Nystøyl, R. (2015). *Kostnadsdrivere i lakseoppdrett*. Rapport nr. 41/2015. Tromsø: Nofima.
- Kjeldsen, R.H. og Larsen, K.-T. (2008). *Analyse av kostnadseffektivitet i norsk oppdrett av laks og ørret i 2006*. Masteroppgave i økonomi og administrasjon. Tromsø: Universitetet i Tromsø.

- Lagesen, M.P. og Sørensen, H.M. (2006). *Effektivitet og produktivitet i norsk matfisknæring for perioden 1996-2003 målt ved bruk av DEA og MPI*. Masteroppgave i økonomi og administrasjon. Tromsø: Universitetet i Tromsø.
- Liu, J. S., Lu, L. Y., Lu, W. M. og Lin, B. J. (2013). A survey of DEA applications. *Omega*, Vol. 41, No. 5, s. 893–902.
- Malmquist, S. (1953). Index Numbers and Indifference Surfaces. *Trabajos de Estadística*, Vol. 4, No. 2, s. 209–242.
- Marine Harvest (2015). *Salmon Farming Industry Handbook 2015*.
- Nilsen, O. B. (2010). Learning-by-doing or technological leapfrogging: Production frontiers and efficiency measurement in Norwegian salmon aquaculture. *Aquaculture Economics & Management*, Vol. 14, No. 2, s. 97–119.
- Ray, S. C. og Desli, E. (1997). Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrialized countries: comment. *The American Economic Review*, Vol. 87, No. 5, s. 1033–1039.
- Roll, K. H. (2013). Measuring performance, development and growth when restricting flexibility. *Journal of Productivity Analysis*, Vol. 39, No. 1, s. 15–25.
- Saunders, M.N.K., Lewis, P. og Thornhill, A. (2012). *Research Methods for Business Students*. (6. utg). Harlow, England: Pearson Custom Publishing.
- Seiford, L.M. og Zhu, J. (1999). Infeasibility of super-efficiency data envelopment analysis models. *INFOR*, Vol. 37, No. 2, s. 174–187.
- Shephard, R. W. (1953). *Cost and Production Functions*. Princeton: Princeton University Press.
- Simar, S. og Wilson, P.W. (1998). Sensitivity Analysis of Efficiency Scores: How to Bootstrap in Nonparametric Frontier Models. *Management Science*, Vol. 44, No. 1, s. 49–61.
- Simar, S. og Wilson, P.W. (1999). Estimating and bootstrapping Malmquist indices. *European Journal of Operational Research*, Vol. 115, No. 3, s. 459–471.

- Skjæveland, A. og Kleppe, I.A. (1999). Land som merkevare – Hollywood versus Lofoten. *Magma*, Vol. 2, No. 6, s. 52–62.
- Soares, S., Green, D. M., Turnbull, J. F., Crumlish, M. og Murray, A. G. (2011). A baseline method for benchmarking mortality losses in Atlantic salmon (*Salmo salar*) production. *Aquaculture*, Vol. 314, No. 1–4, s. 7–12.
- Staat, M. (2006). Efficiency of hospitals in Germany: a DEA-bootstrap approach. *Applied Economics*, Vol. 38, No. 19, s. 2255–2263.
- Thanassoulis, E., Portela, M. C. og Despic, O. (2008). Data envelopment analysis: the mathematical programming approach to efficiency analysis. H. O. Fried, C. A. K. Lovell og S. S. Schmidt (red.). *The measurement of productive efficiency and productivity growth*, New York, NY: Oxford University Press, s. 251–420.
- Tollefsen, L.M. (2009). *En effektivitetsanalyse av laksefiskneringen i perioden 2001 – 2006 ved bruk av DEA og Malmquistindeks*. Masteroppgave i økonomi og administrasjon. Tromsø: Universitet i Tromsø.
- Tongzon, J. (2001). Efficiency measurement of selected Australian and other international ports using data envelopment analysis. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 35, No. 2, s. 107–122.
- Tveterås, R. (1999). Production risk and productivity growth: Some findings for Norwegian salmon aquaculture. *Journal of Productivity Analysis*, Vol.12, No. 2, s. 161–179.
- Tveterås, R. og Battese, G. E. (2006). Agglomeration externalities, productivity and technical inefficiency. *Journal of Regional Science*, Vol. 46, No. 4, s. 605–625.
- Vassdal, T. (2009). *En oversikt over en del DEA modeller – et forelesningsnotat*. Tromsø: Universitetet i Tromsø.
- Vassdal, T. og Holst, H.M.S. (2011). Technical progress and regress in Norwegian salmon farming: a Malmquist index approach. *Marine Resource Economics*, Vol. 26, No. 4, s. 329–341.



Wang, E. C. (2007). R&D efficiency and economic performance: A cross-country analysis using the stochastic frontier approach. *Journal of Policy Modeling*, Vol. 29, No. 2, s. 345–360.

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

Wilson, P.W. (2008). FEAR 1.0: A software package for frontier efficiency analysis with R. *Socio-Economic Planning Sciences*, Vol. 42, No. 4, s. 247–254.

Zhu, J. (2014). *Quantitative models for performance evaluation and benchmarking: data envelopment analysis with spreadsheets*. (3.utg). Springer International Publishing.

#### Websider:

- [1] *Akvakultur, 2014, endelige tall*. Statistisk sentralbyrå. Hentet fra: <https://www.ssb.no/jord-skog-jakt-og-fiskeri/statistikker/fiskeoppdrett>  
Publisert: 29. oktober 2015. Hentet: 13.01.2016.
- [2] *Rekordhøy lakseeksport i 2014*. Norges sjømatråd. Hentet fra: <http://www.seafood.no/Nyheter-og-media/Nyhetsarkiv/Pressemeldinger/%E2%80%8BRekordh%C3%B8y-lakseeksport-i-2014> Publisert: 7. januar 2015. Hentet: 25.10.2015.
- [3] *Sliter med dårlig rykte*. NRK. Hentet fra: <http://www.nrk.no/nordland/sliter-med-darlig-rykte-1.7755614> Publisert: 18. oktober 2011. Hentet: 26.10.2015.
- [4] *EcoNet - Høy slitestyrke og rømmingssikkerhet*. AKVA group. Hentet fra: <http://www.akvagroup.com/produkter/merdbasert-akvakultur/n%C3%B8ter/econet>  
Hentet: 26.10.2015.
- [5] *Antall i drift 1994-2014*. Fiskeridirektoratet. Hentet fra: <http://www.fiskeridir.no/Akvakultur/Statistikk-akvakultur/Statistikk-for-akvakultur-tidsserier/Laks-regnbueoerret-og-oerret> Publisert: 2015. Hentet: 07.03.2016.

- [6] *Akvakultur. Salg av slaktet matfisk, etter fiskeslag*. Statistisk sentralbyrå. Hentet fra: <https://www.ssb.no/statistikkbanken/selecttable/hovedtabellHjem.asp?KortNavnWeb=fiskeoppdrett&CMSSubjectArea=jord-skog-jakt-og-fiskeri&checked=true>  
Hentet: 13.01.2016.
- [7] *Akvakulturloven*. Lov 17. juni 2005 nr. 79 om akvakultur. Lovdata. Hentet fra: <https://lovdata.no/dokument/NL/lov/2005-06-17-79> Hentet: 21.01.2016.
- [8] *Biomasse*. Fiskeridirektoratet. Hentet fra: <http://www.fiskeridir.no/Akvakultur/Drift-og-tilsyn/Biomasse> Publisert: 2014. Hentet: 13.01.2016.
- [9] *Akvakulturdriftsforskriften*. Forskrift 17. juni 2008 nr. 822 om drift av akvakulturanlegg. Lovdata. Hentet fra: <https://lovdata.no/dokument/SF/forskrift/2008-06-17-822> Hentet: 21.01.2016.
- [10] *Utstyrfeil største årsak til rømming*. Forskning.no. Hentet fra: <http://forskning.no/fisk-oppdrett/2013/01/utstyrfeil-storste-arsak-til-romming>  
Publisert: 28. januar 2013. Hentet: 18.01.2016.
- [11] *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon – gjennomsnittresultater for hele landet*. Fiskeridirektoratet. Hentet fra: <http://www.fiskeridir.no/Akvakultur/Statistikk-akvakultur/Loennsomhetsundersoekelse-for-laks-og-regnbueoerret/Matfiskproduksjon-laks-og-regnbueoerret> Publisert: 2015. Hentet: 01.03.2016.
- [12] *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon – gjennomsnittresultater for hele landet*. Fiskeridirektoratet. Hentet fra: <http://www.fiskeridir.no/Akvakultur/Statistikk-akvakultur/Loennsomhetsundersoekelse-for-laks-og-regnbueoerret/Matfiskproduksjon-laks-og-regnbueoerret/Tidsserier-1986-2008-Samfunnsokonomisk-perspektiv-Avsluttet-serie> Publisert: 2015. Hentet: 01.03.2016.
- [13] *Oppdrettsselskaper i Vest-Finnmark vil utrede felles slakteri*. Cermaq. Hentet fra: <http://www.cermaq.com/wps/wcm/connect/msno-content-no/mainstream-norway/news/#/pressreleases/oppdrettsselskaper-i-vest-finnmark-vil-utrede-felles-slakteri-1301480> Publisert 27. januar 2016. Hentet: 01.03.2016.

- [14] *Konsumprisindeks, historisk serie (1998=100)*. Statistisk sentralbyrå. Hentet fra:  
<https://www.ssb.no/priser-og-prisindekser/statistikker/kpi/maaned/2016-02-10?fane=tabell&sort=nummer&tabell=255444> Hentet: 29.02.2016.

## 9 Vedlegg

### 9.1 Vedlegg 1: Deskriptiv statistikk for variablene (endelig utvalg til analyse)

	<b>Fôr</b> $x_1$ - (kg)	<b>Smolt</b> $x_2$ - (kg)	<b>Arbeid</b> $x_3$ - (timer)	<b>Kapasitet</b> $x_4$ - (m <sup>3</sup> )	<b>Andre DK</b> $x_5$ - (kr)	<b>Produsert</b> $y$ - (kg)
<b>2009</b>						
<b>Gj.snitt</b>	8635372	125124	27523	469721	24518668	6739688
<b>St.avvik</b>	12476928	163087	40049	685548	45108642	10179769
<b>Maks.</b>	64664441	1058591	214000	3323428	304265471	62421867
<b>Min.</b>	842000	12185	3500	15471	841966	625477
<b>2010</b>						
<b>Gj.snitt</b>	9282546	146843	34068	513377	29362006	6893148
<b>St.avvik</b>	13292531	199549	50780	745022	51972500	9689619
<b>Maks.</b>	74882471	1127343	260910	4455524	282476504	54594695
<b>Min.</b>	873453	13569	2050	38676	1294076	606831
<b>2011</b>						
<b>Gj.snitt</b>	10550764	165960	38208	653722	37462780	8498031
<b>St.avvik</b>	13381495	181686	50700	907438	67326390	10941447
<b>Maks.</b>	85358086	1110481	288237	5345220	483924992	66393050
<b>Min.</b>	1356197	21932	4800	66600	2893145	814852
<b>2012</b>						
<b>Gj.snitt</b>	11526570	192186	41089	611557	42685087	9463297
<b>St.avvik</b>	14636029	224910	57893	784189	74866871	12381814
<b>Maks.</b>	87724861	1199740	353454	3961895	430045613	78908651
<b>Min.</b>	1375625	22863	3690	50000	5219818	1477311
<b>2013</b>						
<b>Gj.snitt</b>	11754836	209379	47591	679105	52734955	9379058
<b>St.avvik</b>	15705369	260009	68561	976520	99487879	12739833
<b>Maks.</b>	85984218	1521164	404055	4920633	701075811	71089715
<b>Min.</b>	1720350	19859	5450	68000	2552968	1166970
<b>2014</b>						
<b>Gj.snitt</b>	13374947	245788	55853	734290	65177006	10898383
<b>St.avvik</b>	19853235	333997	85976	1022492	109658731	17051155
<b>Maks.</b>	111175771	1733343	442800	4621738	486164037	91622766
<b>Min.</b>	1745289	30582	1679	50000	4056249	1254546

## 9.2 Vedlegg 2: Scripts som ble brukt under analysen

```
# DEA - CRS, VRS og Supereffektivitet

library(Benchmarking)
data<-Laks2014klar

xvar <- c(2,3,4,5,6)
x1 <- data[,xvar]
yvar <- c(7)
y1 <- data[,yvar]
x=as.matrix(x1)
y=as.matrix(y1)

M1crs<-dea(x,y,RTS="crs",ORIENTATION="in")
M1scrs<-sdea(x,y,RTS="crs",ORIENTATION="in")
Ecrs<-eff(M1crs)
Escrs<-eff(M1scrs)
M1vrs<-dea(x,y,RTS="vrs",ORIENTATION="in")
M1svrs<-sdea(x,y,RTS="vrs",ORIENTATION="in")
Evrs<-eff(M1vrs)
Esvrs<-eff(M1svrs)

out<-(cbind(Ecrs,Escrs,Evrs,Esvrs))
print(out)
write.csv2(out,file="res2014dea")
lamb<-lambda(M1vrs)
write.csv2(lamb,file="lambda2014")
```

```
# DEA bootstrapping

library(Benchmarking)
data<-Laks2014klar

xvar <- c(2,3,4,5,6)
x1 <- data[,xvar]
yvar <- c(7)
y1 <- data[,yvar]
x=as.matrix(x1)
y=as.matrix(y1)

nrep <- 2000
bcrs <- dea.boot(x,y, NREP=nrep,RTS = "crs", ORIENTATION="in")
bvrs <- dea.boot(x,y, NREP=nrep,RTS = "vrs", ORIENTATION="in")
bootcrs<-bcrs$eff.bc
bootvrs<-bvrs$eff.bc
```

```

biascrs<-bcrs$bias
biasvrs<-bvrs$bias
confc<-bcrs$conf.int
confv<-bvrs$conf.int
varc<-bcrs$var
varv<-bvrs$var

boot<-(cbind(bootcrs,bootvrs,biascrs,biasvrs,confc,confv,varc,varv))
print(boot)
write.csv2(boot,file="boot2014klar")

```

```

# MPI med og uten bootstrapping

library(FEAR)
data1 <- Laks2009klar
data2 <- Laks2014klar

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

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

#Om man setter NREP=0 får man MPI uten bootstrapping.

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))

```

```

mid <- mpi$Id
ci.malm <- 1/mpi$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="res2009-2014mpi")
write.csv2(mid,file="mid2009-2014mpi")

```

```

# Modelltesting (Banker test)

library(Benchmarking)
data<-Laks2014klar

xvar <- c(2,3,4,6)
x1 <- data[,xvar]
yvar <- c(7)
y1 <- data[,yvar]
x1=as.matrix(x1)
y=as.matrix(y1)
E1<-eff(dea(x1,y,RTS="vrs",ORIENTATION="in"))
xvar <- c(2,3,4,5,6)
x1 <- data[,xvar]
yvar <- c(7)
y1 <- data[,yvar]
x2=as.matrix(x1)
y=as.matrix(y1)
E2<-eff(dea(x2,y,RTS="vrs",ORIENTATION="in"))

TEX <- sum(E1-1) / sum(E2-1)
TEX
qf(.95, 2*length(E1), 2*length(E2))

pf(TEX, 2*length(E1),2*length(E2))

THN <- (sum((E1-1)*(E1-1)))/(sum((E2-1)*(E2-1)))
THN
qf(.95, length(E1), length(E2))

pf(THN, length(E1), length(E2))

ks.test(E1, E2, alternative="greater")

```

### 9.3 Vedlegg 3: Oversikt over outliers og DMUer som ble fjernet fra datasettene

2009			2010			2011		
	M	Score		M	Score		M	Score
<b>0 verdier</b>	M_0370	-	<b>0 verdier</b>	M_0026	-	<b>0 verdier</b>	M_0059	-
	M_0463	-		M_0040	-		M_0094	-
<b>Runde 1</b>	M_0107	8,13		M_0343	-		M_0096	-
	M_0171	2,71	<b>Runde 1</b>	M_0140	2,81		M_0275	-
	M_0470	1,96		M_0297	1,82		M_0474	-
<b>Runde 2</b>	M_0299	2,70		M_0309	2,09		M_0481	-
				M_0452	2,15	<b>Runde 1</b>	M_0122	6,98
			<b>Runde 2</b>	M_0195	1,94		M_0140	2,82
							M_0456	4,14
							M_0462	2,28
						<b>Runde 2</b>	M_0445	1,98
							M_0453	2,14
2012			2013			2014		
	M	Score		M	Score		M	Score
<b>0 verdier</b>	M_0019	-	<b>0 verdier</b>	M_0059	-	<b>0 verdier</b>	M_0026	-
	M_0026	-		M_0444	-		M_0040	-
	M_0040	-	<b>Runde 1</b>	M_0122	7,31		M_0490	-
	M_0087	-		M_0463	2,03	<b>Runde 1</b>	M_0152	2,07
	M_0140	-		M_0476	1,82		M_0444	1,84
<b>Runde 1</b>	M_0002	2,37	<b>Runde 2</b>	M_0120	1,83		M_0452	2,37
	M_0178	3,44		M_0478	3,11		M_0464	2,10
	M_0214	2,03		M_0480	1,84	<b>Runde 2</b>	M_0491	2,29
	M_0481	2,05						
	M_0484	1,85						
<b>Runde 2</b>	M_0238	2,41						

M\_nummer er ID nummeret til DMUene i datasettene.

### 9.4 Vedlegg 4: Konfidensintervallene til MPI komponentene under VRS

Periode	MPI	Nedre grense	Øvre grense	Endring i effektivitet <sub>VRS</sub>	Nedre grense	Øvre grense
<b>2009-2010</b>	0,939*	0,894	0,990	1,039	0,908	1,202
<b>2010-2011</b>	1,059**	1,004	1,120	1,005	0,865	1,160
<b>2011-2012</b>	1,031	0,983	1,088	0,999	0,863	1,143
<b>2012-2013</b>	0,970	0,913	1,022	1,020	0,886	1,176
<b>2013-2014</b>	0,962	0,910	1,014	0,988	0,840	1,120
<b>2009-2014</b>	0,850*	0,807	0,917	0,998	0,844	1,148



Periode	Endring i teknologi <sub>VRS</sub>	Nedre grense	Øvre grense	Skalaendringsfaktor SCH	Nedre grense	Øvre grense
2009-2010	0,888*	0,807	0,985	1,022**	1,021	1,151
2010-2011	1,022	0,929	1,145	1,044**	1,127	1,303
2011-2012	1,018	0,925	1,145	1,017**	1,030	1,169
2012-2013	0,940	0,843	1,048	1,011	0,995	1,128
2013-2014	0,965	0,889	1,097	1,007	0,997	1,126
2009-2014	0,781*	0,725	0,897	1,116**	1,414	1,642

\* = signifikant nedgang. \*\* = signifikant oppgang

Ukjent hva årsaken er til at SCH får nedre og øvre grenser som begge er over faktisk score.

## 9.5 Vedlegg 5: MPI konfidensintervallene til Grieg Seafood

Periode	MPI	Nedre grense	Øvre grense
<b>GSFF</b>			
2009-2010	0,932*	0,900	0,996
2010-2011	0,840*	0,800	0,884
2011-2013	1,037	0,996	1,110
2013-2014	0,962*	0,908	0,978
2009-2014	0,788*	0,756	0,893
<b>GSFR</b>			
2009-2010	0,707*	0,674	0,747
2010-2011	1,205**	1,143	1,234
2011-2013	0,997	0,913	1,027
2013-2014	0,749*	0,724	0,853
2009-2014	0,720*	0,690	0,785

Periode	Endring i effektivitet <sub>CRS</sub>	Nedre grense	Øvre grense	Endring i teknologi <sub>CRS</sub>	Nedre grense	Øvre grense
<b>GSFF</b>						
2009-2010	1,027	0,968	1,197	0,908*	0,815	0,966
2010-2011	0,779*	0,712	0,815	1,078**	1,046	1,168
2011-2013	1,064**	1,017	1,154	0,974	0,921	1,033
2013-2014	1,018	0,954	1,067	0,945*	0,885	0,987
2009-2014	0,866*	0,808	0,981	0,909	0,858	1,006
<b>GSFR</b>						
2009-2010	0,763*	0,713	0,830	0,927*	0,868	0,979
2010-2011	1,182**	1,084	1,244	1,019	0,977	1,076
2011-2013	1,018	0,909	1,104	0,979	0,878	1,067
2013-2014	0,850*	0,794	0,969	0,881*	0,822	0,986
2009-2014	0,780*	0,718	0,850	0,923	0,879	1,014

Periode	Endring i effektivitet <sub>VRS</sub>	Nedre grense	Øvre grense	Endring i teknologi <sub>VRS</sub>	Nedre grense	Øvre grense
<b>GSFF</b>						
2009-2010	1,043	0,922	1,205	0,861*	0,758	0,962
2010-2011	0,896	0,767	1,000	1,170**	1,089	1,309
2011-2013	0,893	0,786	1,054	0,887*	0,810	0,985
2013-2014	1,135	0,990	1,266	0,950	0,880	1,069
2009-2014	0,947	0,806	1,088	0,850*	0,772	0,982
<b>GSFR</b>						
2009-2010	0,790*	0,697	0,898	0,874*	0,789	0,961
2010-2011	1,255**	1,041	1,432	1,103**	1,013	1,212
2011-2013	1,163	0,975	1,371	0,902	0,779	1,082
2013-2014	0,779*	0,704	0,912	0,743*	0,683	0,827
2009-2014	0,898	0,803	1,010	0,828*	0,762	0,934

Periode	SCH	Nedre grense	Øvre grense
<b>GSFF</b>			
2009-2010	1,038	0,993	1,144
2010-2011	0,801*	0,594	0,713
2011-2013	1,310**	1,619	1,972
2013-2014	0,892*	0,758	0,882
2009-2014	0,979	0,891	1,082
<b>GSFR</b>			
2009-2010	1,024	0,989	1,148
2010-2011	0,870*	0,703	0,841
2011-2013	0,950*	0,792	0,971
2013-2014	1,293**	1,640	2,032
2009-2014	0,968*	0,845	0,972

\* = signifikant nedgang, \*\* = signifikant oppgang

GSFF = Grieg Seafood Finnmark

GSFR = Grieg Seafood Rogaland

*Ukjent hva årsaken er til at SCH får nedre og øvre grenser som begge er over eller under faktisk score.*