



UiT Norges arktiske universitet

Handelshøgskolen ved UiT

Biologiske kostnaders innvirkning på prestasjonsmålinger i lakseoppdrettsnæringen

En effektivitetsstudie av norsk matfisknæring i perioden 2015 til 2022

Malene Olsen og Jenny Karine Strand

Masteroppgave i økonomi og administrasjon, BED-3901, juni 2024

Forord

Denne masteravhandlingen markerer avslutningen på vårt femårige studieløp i økonomi og administrasjon på Handelshøgskolen ved UiT Norges arktiske universitet. Studien utgjør 30 studiepoeng og er en fordypning innen økonomisk analyse.

Vi ønsker å rette en ordentlig stor takk til vår veileder Helén Marita Sørensen Holst for gode innspill, konstruktive tilbakemeldinger og ikke minst godt humør! Ditt engasjement for fagområdet har betydd svært mye for oss gjennom hele skriveprosessen.

For oss ble studietiden starten på et livslangt vennskap, og vi kjenner på en enorm takknemlighet ovenfor hverandre og vår kjære Ann-Elisabeth. Vi ble raskt en treklover på bakerste rad og har vært uadskillelige siden. I kjent stil har vi ofte blitt sett flirende sammen, og dette semesteret har ikke vært noe unntak.

Vi vil minnes alle dagene vi lo så tårene trillet (som er ganske mange), og det er med litt vemod at vår tid på Handelshøgskolen er over. Årene har vært lærerike, morsomme og fylt med utallige sprell og påfunn. Mye latter, lange lunsjpauser og herlige venner har gjort studiehverdagen til en lek. Nå retter vi blikket fremover mot nye utfordringer og muligheter.

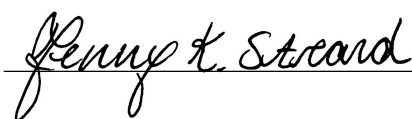
Så, til dere alle – husk at man ikke har mer moro enn man lager selv!

Tusen takk for oss, og riktig god lesning.

Tromsø, 3. juni 2024



Malene Olsen



Jenny Karine Strand

Sammendrag

Norge er verdensledende innen oppdrett av laks og står for over halvparten av den globale produksjonen. Økte produksjonskostnader gjør imidlertid den norske lakseoppdrettsnæringen sårbar for negative etterspørsels- og tilbudssjokk, og denne studien analyserer hvordan biologiske utfordringer har påvirket næringens prestasjonsmålinger i perioden 2015 til 2022.

Datagrunnlaget er innhentet fra Fiskeridirektoratet og inneholder tall fra deres årlige lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon av laks og regnbueørret. Data Envelopment Analysis (DEA) og Malmquist produktivitetsindeks (MPI) anvendes for å beregne næringens gjennomsnittlige effektivitet og produktivitetsutvikling. Test av størrelsesgruppering bidrar til å vurdere om det foreligger signifikante forskjeller mellom ulike grupper, og BCG-matriser undersøker sammenhengen mellom effektivitet og forskjellige kostnads- og lønnsomhetsmål.

Studiens analyser avdekker at det eksisterer ineffektivitet i lakseoppdrettsnæringen og at matfiskprodusentene fortsatt kan utnytte innsatsfaktorene bedre. Resultatene viser høyest effektivitet i år med nedgang i ADK, og lavest effektivitet i år med økning i ADK. Biologiske utfordringer øker ressursbehovet, og en overgang fra behandling til forebygging kan bli avgjørende for at matfiskprodusentene skal oppnå lavere behandlingskostnader. Funnene indikerer også at høye laksepriser bidrar til økt sløsing. Verken produksjonsstørrelse eller produksjonskostnader er signifikante for effektivitet, og produsentene forflytter seg i liten grad i BCG-matrisene i løpet av perioden. Resultatene avdekker tilbakegang i produktivitetsutviklingen som følge av tilbakegang i teknologisk endring.

Effektivitetsforbedringene er beskjedne, og det er hovedsakelig små matfiskprodusenter som viser fremgang. Økte produksjonskostnader har negativ innvirkning på næringens produktivitet, og i fremtiden kan andre konsepter bidra å redusere biologiske begrensninger som medfølger å operere i åpen sjø. For at næringen skal klare overgangen fra behandling til forebygging, kan nye teknologier være en del av løsningen mot lavere biologiske kostnader.

Alle analyser er gjennomført ved bruk av dataprogrammet RStudio, versjon 4.4.0. DEA-analysene er gjort med tilleggspakken «Benchmarking», versjon 0.32, utviklet av Bogetoft og Otto (2024). Datasettet ble mottatt kryptert i Microsoft Office Excel versjon 16.85, og programvaren er ellers benyttet til grafiske fremstillinger.

Nøkkelord: *Benchmarking, effektivitet, Data Envelopment Analysis, Malmquist produktivitetsindeks, norsk lakseoppdrett*

Innholdsfortegnelse

1	INNLEDNING	1
1.1	BAKGRUNN OG AKTUALISERING	1
1.2	FORMÅL OG PROBLEMSTILLING.....	2
1.3	AVGRENSNINGER OG FORUTSETNINGER	4
1.4	STRUKTUR	5
2	DEN NORSKE LAKSEOPPDRETTSNÆRINGEN	6
2.1	DET NORSKE LAKSEEVENTYRET.....	6
2.2	PRODUKSJONSPROSESSEN FRA KLEKKING TIL EKSPORT.....	7
2.3	REGULERING AV OPPDRETTSNÆRINGEN	9
2.3.1	<i>Maksimal tillatt biomasse</i>	10
2.4	MATFISKPRODUSENTENES KOSTNADSUTVIKLING.....	11
2.4.1	<i>Sammensetningen av produksjonskostnadene</i>	12
2.4.2	<i>Samleposten andre driftskostnader</i>	14
2.4.3	<i>Sykdom, lakselus og fiskehelseproblematikk</i>	15
3	TEORETISK RAMMEVERK	19
3.1	BENCHMARKING	19
3.2	PRODUKTIVITET OG EFFEKTIVITET	20
3.2.1	<i>Teknisk effektivitet</i>	21
3.3	DATA ENVELOPMENT ANALYSIS.....	22
3.3.1	<i>CCR-modellen</i>	24
3.3.2	<i>BCC-modellen</i>	25
3.3.3	<i>Skala</i>	25
3.4	SUPEREFFEKTIVITET.....	26
3.4.1	<i>Supereffektivitet verste praksis</i>	28
3.5	MALMQUIST PRODUKTIVITETSINDEKS.....	28
3.5.1	<i>Dekomponering av effektivitetsendring og teknologisk endring</i>	29
3.5.2	<i>Dekomponering av attributter</i>	30
3.6	STATISTISK ANALYSE	31
3.6.1	<i>Bankertest av modell</i>	31
3.6.2	<i>Bankertest på grupper</i>	33
3.7	TIDLIGERE FORSKNING	33
4	FORSKNINGSMETODE	36
4.1	FORSKNINGSDESIGN OG METODISK TILNÆRMING	36
4.2	DATAGRUNNLAG.....	36
4.3	REPRESENTATIVITET	38

4.4	UTVALG I FISKERIDIREKTORATETS LØNNSOMHETSUNDERSØKELSER	39
4.5	DATAKVALITET	40
4.6	FORSKNINGSMODELL	41
4.6.1	<i>Fôrforbruk</i>	42
4.6.2	<i>Smoltkostnad</i>	43
4.6.3	<i>Lønnskostnad</i>	44
4.6.4	<i>Utnyttet kapasitet</i>	45
4.6.5	<i>Andre driftskostnader</i>	46
4.6.6	<i>Produsert mengde laks</i>	46
4.7	PRISJUSTERING AV VARIABLENE	47
4.8	RENSING AV DATA	48
4.9	HYPOTESETEST AV ANDRE DRIFTSKOSTNADER.....	49
4.9.1	<i>Hypotesetest av ADK</i>	50
4.9.2	<i>Hypotesetest av dekomponering av ADK</i>	51
4.10	VARIABLENES KORRELASJON.....	52
4.11	TEST AV SKALAFORUTSETNING	53
4.12	ENDELIG ANALYSEUTVALG.....	55
4.13	DESKRIPTIV STATISTIKK	56
5	RESULTATER	57
5.1	RESULTATER FRA DATA ENVELOPMENT ANALYSIS	57
5.1.1	<i>Effektivitet ved forutsetning om konstant skalautbytte</i>	57
5.1.2	<i>Effektivitet ved forutsetning om variabelt skalautbytte</i>	59
5.1.3	<i>Skalaeffektivitet</i>	61
5.2	MALMQUIST PRODUKTIVITETSINDEKS CRS.....	63
5.3	MALMQUIST PRODUKTIVITETSINDEKS VRS	65
5.4	MALMQUIST PRODUKTIVITETSINDEKS DEKOMPONERT I BIOINDEKS	67
5.5	TEST AV STØRRELSESGRUPPERING.....	67
5.6	BCG-MATRISER.....	68
6	DISKUSJON OG KONKLUSJON	72
6.1	MODELLENES SIGNIFIKANS OG INNDELINGEN AV ADK.....	72
6.2	MATFISKPRODUSENTENES EFFEKTIVITET.....	73
6.3	MATFISKPRODUSENTENES PRODUKTIVITETSUTVIKLING.....	76
6.4	KONKLUSJON	78
6.5	VIDERE FORSKNING.....	79
	REFERANSELISTE	81
	VEDLEGG	88
	VEDLEGG 1: R-SCRIPT.....	88

VEDLEGG 2: DESKRIPTIV STATISTIKK	95
VEDLEGG 3: GJENNOMSnittlig TE_{CRS}	97
VEDLEGG 4: GJENNOMSnittlig TE_{VRS}	99
VEDLEGG 5: GJENNOMSnittlig M_{CRS}	101
VEDLEGG 6: RESULTATER AV STØRRELSESGRUPPERING	103
VEDLEGG 7: PRODUKSJONSKOSTNAD VS. EFFEKTIVITET	105
VEDLEGG 8: ADK VS. EFFEKTIVITET	107
VEDLEGG 9: DRIFTSMARGIN VS. EFFEKTIVITET	109

Tabelliste

TABELL 1: UTVALG OG REPRESENTATIVITET (FISKERIDIREKTORATETS RAPPORTER 2015-2022)	39
TABELL 2: STUDIENS ANALYSEVARIABLER	42
TABELL 3: KONSUMPRISINDEKS FRA 2015 TIL 2022 (STATISTISK SENTRALBYRÅ, 2024C)	48
TABELL 4: RESULTATER HYPOTSETEST 1 AV ADK – UNDER CRS	50
TABELL 5: RESULTATER HYPOTSETEST 1 AV ADK – UNDER VRS	51
TABELL 6: RESULTATER HYPOTSETEST 2 AV ADK DEKOMONERT – UNDER CRS	52
TABELL 7: RESULTATER HYPOTSETEST 2 AV ADK DEKOMONERT – UNDER VRS	52
TABELL 8: KORRELASJONSMATRISE – FOR INPUTS OG OUTPUT	53
TABELL 9: RESULTATER HYPOTSETEST AV SKALAFORUTSETNINGER – FOR MODELL ADK	54
TABELL 10: RESULTATER HYPOTSETEST AV SKALAFORUTSETNINGER – FOR MODELL ADK DEKOMONERT	54
TABELL 11: ENDELIG UTVALG 2015 TIL 2022 – STUDIENS UTVALG ETTER RENSING AV DATA	55
TABELL 12: DESKRIPTIV STATISTIKK – FOR HELE PERIODEN 2015 TIL 2022	56
TABELL 13: GJENNOMSNIITTLIG TE_{CRS} – FOR MOD_{ADK}	57
TABELL 14: GJENNOMSNIITTLIG TE_{CRS} – FOR MOD_{DEKOMP}	58
TABELL 15: GJENNOMSNIITTLIG TE_{VRS} – FOR MOD_{ADK}	59
TABELL 16: GJENNOMSNIITTLIG TE_{VRS} – FOR MOD_{DEKOMP}	59
TABELL 17: GJENNOMSNIITTLIG SE – FOR MOD_{ADK}	61
TABELL 18: GJENNOMSNIITTLIG SE – FOR MOD_{DEKOMP}	61
TABELL 19: GJENNOMSNIITTLIG M_{CRS} – FOR MOD_{ADK}	63
TABELL 20: GJENNOMSNIITTLIG M_{CRS} – FOR MOD_{DEKOMP}	63
TABELL 21: GJENNOMSNIITTLIG M_{VRS} – FOR MOD_{ADK}	65
TABELL 22: GJENNOMSNIITTLIG M_{VRS} – FOR MOD_{DEKOMP}	66
TABELL 23: GJENNOMSNIITTLIG M_{CRS} – FOR MOD_{DEKOMP} MED BIOINDEKS	67
TABELL 24: TEST AV STØRRELSESGRUPPERING	68

Figurliste

FIGUR 1: PRODUKSJONSUTVIKLING FRA 1992 TIL 2022 (FISKERIDIREKTORATET, 2024B).....	7
FIGUR 2: LAKSEOPPDRETTSNÆRINGENS VERDIKJEDE	8
FIGUR 3: UTVIKLING PRODUKSJONSKOSTNAD OG SALGSPRIS (FISKERIDIREKTORATET RAPPORTER 2005-2022).....	12
FIGUR 4: UTVIKLING TOTALRENTABILITET OG DRIFTSMARGIN (FISKERIDIREKTORATETS RAPPORTER 2005-2022).....	12
FIGUR 5: PROSENTVIS FORDELING AV KOSTNADER I 1995 OG 2022 (FISKERIDIREKTORATET, 2022A).....	13
FIGUR 6: SAMMENSETNING AV PRODUKSJONSKOSTNADER (FISKERIDIREKTORATETS RAPPORTER 2005-2022)	14
FIGUR 7: SAMMENSETNING AV ANDRE DRIFTSKOSTNADER (FISKERIDIREKTORATETS RAPPORTER 2005-2022).....	14
FIGUR 8: UTVIKLING I LUSEGRENSER – LOVVERK FOR SØR-NORGE (LUSEFORSKRIFTEN, 1998, 2000, 2009, 2013).....	16
FIGUR 9: LOKALITETER OVER LUSEGRENSEN – I GJENNOMSNIITT PER UKE 2012 TIL 2022 (BARENTSWATCH, 2023A) ...	17
FIGUR 10: UTVIKLING AVLUSNINGSMETODER 2012 TIL 2022 (BARENTSWATCH, 2024c)	17
FIGUR 11: INPUTORIENTERT TEKNISK EFFEKTIVITET (BOGETOFT & OTTO, 2011).....	22
FIGUR 12: SKALAEFFEKTIVITET (BOGETOFT & OTTO, 2011)	26
FIGUR 13: SUPEREFFEKTIVITET (BOGETOFT & OTTO, 2011)	27
FIGUR 14: BESTE OG VERSTE PRAKSIS OG SUPEREFFEKTIVITET I VERSTE PRAKSIS	28
FIGUR 15: SAMMENSETNING SELSKAPSTØRRELSER 2015 OG 2022 (FISKERIDIREKTORATET, 2015, 2022A)	38
FIGUR 16: TEST AV SKALAFORUTSETNINGER I 2015 OG 2022 – FOR MODELL ADK DEKOMONERT	55
FIGUR 17: GJENNOMSNIITTLIG TE_{CRS} I 2015 – FOR MOD_{ADK} OG MOD_{DEKOMP}	58
FIGUR 18: GJENNOMSNIITTLIG TE_{CRS} I 2022 – FOR MOD_{ADK} OG MOD_{DEKOMP}	59
FIGUR 19: GJENNOMSNIITTLIG TE_{VRS} I 2015 – FOR MOD_{ADK} OG MOD_{DEKOMP}	60
FIGUR 20: GJENNOMSNIITTLIG TE_{VRS} I 2022 – FOR MOD_{ADK} OG MOD_{DEKOMP}	60
FIGUR 21: GJENNOMSNIITTLIG TE_{CRS} OG TE_{VRS} I 2015 TIL 2022 – FOR MOD_{ADK} OG MOD_{DEKOMP}	61
FIGUR 22: PROSENTVIS FORDELING DRS, CRS OG IRS – FOR MOD_{ADK} I PERIODEN 2015 TIL 2022	62
FIGUR 23: PROSENTVIS FORDELING DRS, CRS OG IRS – FOR MOD_{DEKOMP} I PERIODEN 2015 TIL 2022	62
FIGUR 24: GJENNOMSNIITTLIG M_{CRS} 2015 TIL 2016 – FOR MOD_{DEKOMP}	64
FIGUR 25: GJENNOMSNIITTLIG M_{CRS} 2021 TIL 2022 – FOR MOD_{DEKOMP}	64
FIGUR 26: GJENNOMSNIITTLIG M_{CRS} 2015 TIL 2022 – FOR MOD_{DEKOMP}	64
FIGUR 27: M_{CRS} OG ENDRING PRODUKSJONSKOSTNAD 2015 TIL 2022	65
FIGUR 28: PRODUKSJONSKOSTNAD VS. EFFEKTIVITET 2015 – UNDER VRS FOR MOD_{DEKOMP}	69
FIGUR 29: PRODUKSJONSKOSTNAD VS. EFFEKTIVITET 2022 – UNDER VRS FOR MOD_{DEKOMP}	69
FIGUR 30: ADK VS. EFFEKTIVITET 2015 – UNDER VRS FOR MOD_{DEKOMP}	70
FIGUR 31: ADK VS. EFFEKTIVITET 2022 – UNDER VRS FOR MOD_{DEKOMP}	70
FIGUR 32: DRIFTSMARGIN VS. EFFEKTIVITET 2015 – UNDER VRS FOR MOD_{DEKOMP}	71
FIGUR 33: DRIFTSMARGIN VS. EFFEKTIVITET 2022 – UNDER VRS FOR MOD_{DEKOMP}	71
FIGUR 34: UTVIKLING I ADK OG EFFEKTIVITET TE_{VRS} – FOR MOD_{ADK} OG MOD_{DEKOMP}	75
FIGUR 35: UTVIKLING I TOTALE AVLUSNINGER OG EFFEKTIVITET TE_{VRS} – FOR MOD_{ADK} OG MOD_{DEKOMP}	75

1 Innledning

1.1 Bakgrunn og aktualisering

Oppdrett av atlantisk laks (*Salmo salar*), er en næring som kontinuerlig vekker betydelig interesse blant mediene og samfunnet for øvrig – og det er ikke uten grunn. Laks er en av de mest suksessfulle artene innen oppdrett, og viser en høyere produksjonsvekst enn for akvakultur generelt. Suksessen kan i stor grad tilskrives oppdrettsnæringens ledende rolle i effektivitetsforbedringer gjennom innovativ produksjonsteknologi og optimalisering av forsyningskjeden (Iversen et al., 2020).

For litt over 50 år siden ble den første laksen satt ut i merd i norske farvann, og siden den gang det skjedd store teknologiske og regulatoriske endringer som har ført til en voldsom vekst i både produksjon og verdiskapning. I dag er Norge verdensledende innen produksjon av oppdrettet laksefisk, med over halvparten av den globale produksjonen (Nærings- og fiskeridepartementet, 2023). Med dagens åpne merdteknologi er det få steder i verden som muliggjør effektiv produksjon av lakseoppdrett i sjø. Sammen med Norge, utgjør Chile, Storbritannia, Canada og Færøyene verdens fem hovedprodusenter av laks (Pandey et al., 2023). Begrenset tilgjengelighet på lokaliteter øker interessen for lakseproduksjon som følge av at det kreves spesifikke naturgitte forhold og teknologisk kompetanse for å lykkes.

De siste årene har produksjonsveksten til den norske lakseoppdrettsnæringen avtatt fordi miljømessige forhold har begrenset økningen i ny tillatelseskapasitet for ordinære matfisktillatelser for laks i sjø (Nærings- og fiskeridepartementet, 2023). For å sørge for at produksjonen skjer på en måte som reduserer negativ innvirkning på økosystemene og opprettholder høy standard for dyrevelferd, er oppdrettsnæringen avhengig av regulering og tilsyn. Det er særlig utbredelsen av sykdom og lakselus som har blitt en betydelig utfordring for norsk lakseoppdrett og som nå vekker bekymring (Iversen et al., 2019).

Mens veksten har avtatt, har produksjonskostnadene gradvis økt. Parallelt med denne utviklingen har prisene på laks steget, samtidig som kronekursen har svekket seg (Misund, 2022). Denne kombinasjonen har ført til en markant stigning i førstehåndsverdien av den totale produksjonen i løpet av de seneste årene og sikret god lønnsomhet. Imidlertid vil det kreve en kontinuerlig økning i lakseprisen for å kompensere for de økende produksjonskostnadene i næringen dersom utviklingen fortsetter.

I Veterinærinstituttets fiskehelse rapport for 2022 fremkommer det at en rekke sykdommer knyttet til intensiv produksjon og avlusing tynger oppdrettsnæringen, og samme år ble det registrert et rekordhøyt antall oppdrettslaks som gikk tapt i sjøfasen. Den høye dødeligheten tilskrives ulike faktorer, og kompleksiteten i samspillet mellom underliggende og utløsende årsaker til dødeligheten kan variere i ulike faser av produksjonen. Skader påført under avlusingsprosesser har imidlertid pekt seg ut som en betydelig årsak gjennom flere år, og i rapporten fremheves avlusing som hovedårsaken til redusert velferd for laks i sjøen. I tillegg til velferdsutfordringene fisken opplever, medfører dette betydelige økonomiske tap og skader på oppdrettsnæringens omdømme (Sommerset et al., 2023).

Den markante økningen i produksjonskostnadene uroer både aktørene i næringen, aksjonærer og finansinstitusjoner. Innsikt og forståelse for effektiv ressursutnyttelse er av avgjørende betydning for å opprettholde konkurransedyktigheten til norsk lakseoppdrett. Dette gjelder i forhold til konkurrerende land, så vel som andre fiskelag eller alternative proteinkilder (Iversen et al., 2019). Den betydelige økningen i kostnadsnivået og fremveksten av biologiske utfordringer understreker relevansen og behovet for ytterligere analyser av utviklingen.

1.2 Formål og problemstilling

Formålet med studien er å analysere hvordan den norske lakseoppdrettsnæringens prestasjonsmålinger har blitt påvirket av biologiske utfordringer i perioden 2015 til 2022. Næringen har i årevis oppnådd en fortjeneste langt større enn hva resten av norsk næringsliv har lykkes med, og det er få som kan måle seg med oppdrettsnæringens vekst og økonomiske suksess (BarentsWatch, 2023b). Den statlige reguleringen av næringen setter imidlertid begrensinger for hvor stor produksjonen kan være, og biologiske utfordringer knyttet til lakselus setter i stor grad rammene for den videre veksten. Med en pris som er fastsatt av markedet, blir det naturlig å fokusere på effektiv ressursutnyttelse for å sikre tilfredsstillende lønnsomhet. Studien har derfor til hensikt å undersøke hvor effektivt oppdrettsnæringen har klart å utnytte ressursene sine de seneste årene i en periode med økende produksjonskostnader og biologiske utfordringer. Basert på aktualiseringen utledes følgende problemstilling:

Hvordan påvirker biologiske utfordringer prestasjonsmålingene til den norske lakseoppdrettsnæringen?

Videre formuleres tre forskningsspørsmål for å nyansere problemstillingen og spisse studiens retning ytterligere:

1. *Hvordan kan en dekomponering av andre driftskostnader gi økt innsikt i den norske lakseoppdrettsnæringens prestasjoner?*
2. *Hvilke effektivitetsforbedringer finnes i næringen, og hvordan har skalaeffektiviteten vært?*
3. *Hvordan har produktiviteten utviklet seg, og hva er drivkreftene bak utviklingen?*

For å besvare problemstillingen benytter vi det velkjente benchmarking-verktøyet Data Envelopment Analysis (DEA) for å gjennomføre effektivitetsanalyser. Vi tar i bruk Malmquist produktivitetsindeks (MPI) som gjør det mulig å måle produktivitetsendringer over tid og identifisere årsaker til utvikling. I tillegg gjennomfører vi tester av ulike størrelsesgrupperinger for å undersøke om det er signifikante forskjeller mellom ulike grupper i datasettet som kan bidra til å forklare næringens gjennomsnittlige effektivitet. Det strategiske verktøyet BCG benyttes for å undersøke hvordan gjennomsnittlig effektivitet henger sammen med forskjellige kostnads- og lønnsomhetsmål. Begrepet prestasjonsmålinger omfavner både effektivitets- og produktivitetsanalyser, men også analyser som benytter mer tradisjonelle lønnsomhetsmål.

Biologiske utfordringer er en samlebetegnelse for sykdommer, miljøpåvirkninger og andre forhold som har negativ innvirkning på laksens velferd og vekst. Kostandene som medføres av de biologiske utfordringene kan knyttes til dødelighet, behandling, stress og andre avvik fra optimale vekstbetingelser (Misund, 2022).

Det har blitt gjennomført en rekke studier innen effektivitets- og produktivitetsutvikling som har bidratt med verdifull innsikt i oppdrettsnæringens utvikling (Aponte & Tveterås, 2019; Asche et al., 2013; Asche & Roll, 2013; Salazar et al., 2023; Theodoridis et al., 2017; Vassdal & Holst, 2011; Yin et al., 2014). Denne studien benytter innhentede data fra Fiskeridirektoratets lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon av laks og regnbueørret som inneholder en ny dekomponering av kostnadsposten andre driftskostnader. Inndelingen er først tilgjengelig fra 2015 og består av de fire kategoriene fiskehelse, miljø, vedlikehold og annet. Dette er interessant som følge av den markante kostnadsøkningen som har blitt observert i andre driftskostnader og de biologiske utfordringene som næringen opplever.

Studien undersøker denne dekomponeringen nærmere, og i hvilken grad den bidrar med økt innsikt i den norske lakseoppdrettsnæringens prestasjoner. Videre antar vi at de biologiske

utfordringene påvirker næringens evne til effektiv ressursutnyttelse, og vi ønsker å identifisere hvilke effektivitetspotensialer som finnes. Tidligere forskning har identifisert tilbakegang i næringens totalfaktorproduktivitet (Aponte & Tveterås, 2019; Asche et al., 2013; Vassdal & Holst, 2011), og studien bidrar med ny innsikt om hvordan produktivitetsutviklingen har vært de siste årene. Funnene er derfor et supplerende bidrag til diskusjonen om prestasjonsmålinger i oppdrettsnæringen i lys av biologiske utfordringer.

1.3 Avgrensninger og forutsetninger

Lakseoppdrett foregår i flere land, og denne studien avgrenses til den norske lakseoppdrettsnæringen. Vi undersøker matfiskproduksjonen som ett ledd i verdikjeden, og verken produksjon av settefisk, slakting eller salgsprosessen vil bli analysert.

Fiskeridirektoratets lønnsomhetsundersøkelser inkluderer tall for både laks og regnbueørret, og vi omtaler kun laks selv om begge artene er inkluderte. Dette skyldes at mengden slaktet regnbueørret bare utgjør en liten andel av den totale produksjonen.

Matfiskprodusentene er anonymiserte i det innhentede datamaterialet fra Fiskeridirektoratet, og i henhold til deres retningslinjer er det ikke tillatt å identifisere eller lokalisere de ulike produsentene. Dette begrenser muligheten til å gi presise forklaringer på hvordan geografisk beliggenhet og maritime forhold som sjøtemperatur, vannkvalitet og strømforhold påvirker effektiviteten til matfiskprodusentene. Den maksimale tillatte mengden biomasse er høyere for de nordligste regionene, og vi skiller ikke på regionale forskjeller. Det forutsettes derfor at lokalisering ikke har betydning for effektiviteten. Studiens fokus er rettet mot næringsspesifikke faktorer, og vi har ikke til hensikt å avdekke detaljert informasjon om individuelle matfiskprodusenter.

Biologiske utfordringer inkluderer flere forhold som kan ha negativ innvirkning på laksens helse og velferd. Denne studien har en generell tilnærming til disse utfordringene, men fokuserer spesielt på sykdomsbyrden som matfiskprodusentene står ovenfor.

Parasittsykdommen lakselus peker seg ut som den største sykdomsutfordringen og er en fremtredende årsak til kostnadsøkningene som næringen opplever. Luseproblematikken vil derfor fungere som en nøkkelfaktor i forklaringen av studiens funn.

1.4 Struktur

Studien er oppbygd av 6 kapitler. I kapittel 1 presenteres den norske lakseoppdrettsnæringens relevans og aktualisering med redegjørelse av studiens problemstilling og dens avgrensinger.

I kapittel 2 introduseres norsk lakseoppdrett med tilhørende historie, rammebetingelser og kostnadsstruktur for å gi innsikt i næringens oppbygging og utvikling.

I kapittel 3 forklares det teoretiske rammeverket som danner grunnlaget for å gjennomføre analyser og besvare problemstillingen. Det redegjøres også for tidligere forskning.

I kapittel 4 beskrives forskningsmetode og tilnærming til datainnsamlingen for å sikre pålitelige data av høy kvalitet. Studiens forskningsmodeller presenteres, og det utføres statistiske analyser for å klargjøre datamaterialet for videre analyser.

I kapittel 5 presenteres og kommenteres resultatene fra effektivitetsanalysene, produktivitetsutviklingen, test av størrelsesgruppering og BCG-matriser.

I kapittel 6 diskuteres funnene fra resultatene i lys av forskningsspørsmålene, og studien avrundes med en konklusjon og forslag til videre forskning.

2 Den norske lakseoppdrettsnæringen

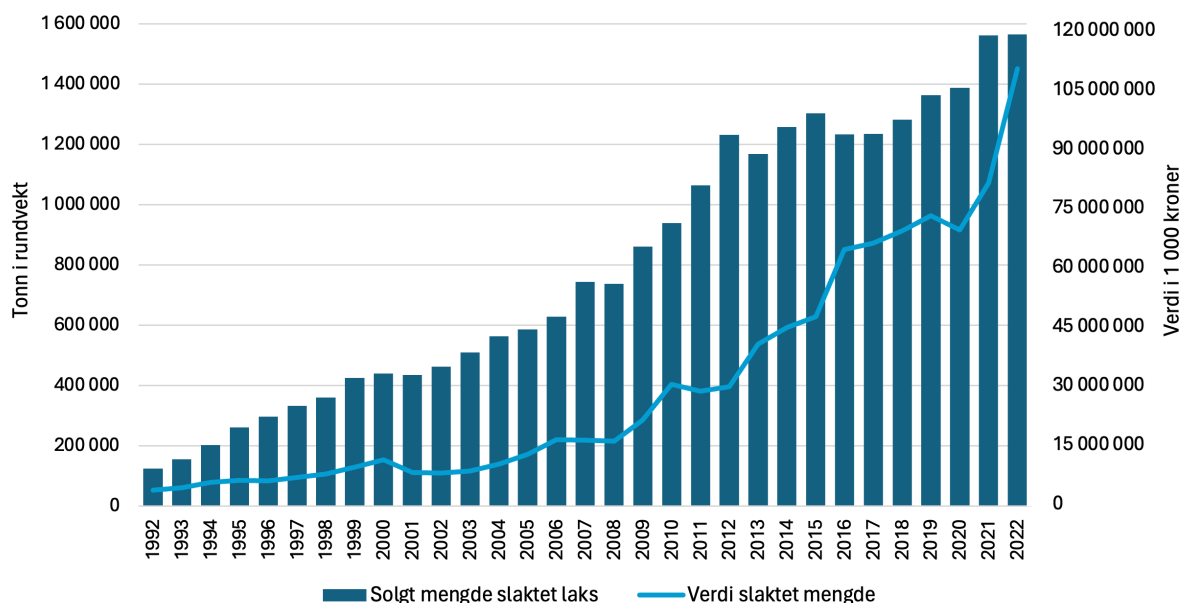
Det er nødvendig med innsikt i den norske lakseoppdrettsnæringens historie, rammebetingelser og struktur for å vurdere prestasjoner knyttet til effektiv ressursutnyttelse. Kapitlet innledes med en presentasjon av opprinnelsen til næringen og hvordan produksjonsprosessen foregår. Deretter gis en kort beskrivelse av hvordan oppdrettsnæringen er statlig regulert. Videre gis et innblikk i næringens kostnadsutvikling og hvordan utfordringene knyttet til sykdom og lakselus påvirker kostnadene til matfiskprodusentene.

2.1 Det norske lakseeventyret

Grunnlaget for det norske industrieventyret om lakseoppdrett ble lagt allerede på 1960-tallet, omtrent samtidig som det første oljefunnet ble gjort på norsk sokkel. Da ble villaks fra norske elver samlet inn for å avle fram laks med egenskaper som var egnet for oppdrett. Verdens første oppdrettsanlegg ble etablert på Hitra i 1970, da brødrene Grøntvedt satte ut laksesmolt i sjøen (Laks, 2023a). Over 50 år senere drives lakseoppdrett etter de samme prinsippene selv om næringen har gjennomgått en betydelig utvikling både teknologisk og regulatorisk.

I dag er Norge globalt ledende innen oppdrett av atlantisk laks og befinner seg i en unik posisjon. Dette skyldes naturlige fordeler slik som dype fjorder, gunstige strømforhold og oksygenrikt vann med fordelaktige temperaturer (Finansdepartementet, 2019). Kontroll på hele verdikjeden har dessuten gjort det mulig å produsere laks med jevn kvalitet og høy standard gjennom hele året.

I tillegg til laks og regnbueørret, forekommer oppdrett av torsk, kveite, røye og enkelte andre fiskearter. I 2022 stod imidlertid laks for den desidert største andelen av norsk sjømateksport med 70 % av den samlede verdien, og det ble eksportert laks til en rekordhøy verdi på over 100 milliarder kroner (Norges sjømatråd, 2023b). Det tilsvarer en verdiøkning på 30 % sammenlignet med 2021, som også var et rekordår. Oppdrettsnæringen fikk dessuten en rekordhøy pris på fersk laksefilet på 117 kroner per kilo i 2022, noe som er 13 kroner høyere enn forrige rekordår i 2019. Norge solgte 1,5 millioner tonn slaktet laks i 2022 (Fiskeridirektoratet, 2023a), og figur 1 illustrerer utviklingen i solgt mengde slaktet laks og verdi av slaktet mengde fra perioden 1992 til 2022.



Figur 1: **Produksjonsutvikling fra 1992 til 2022** (Fiskeridirektoratet, 2024b)

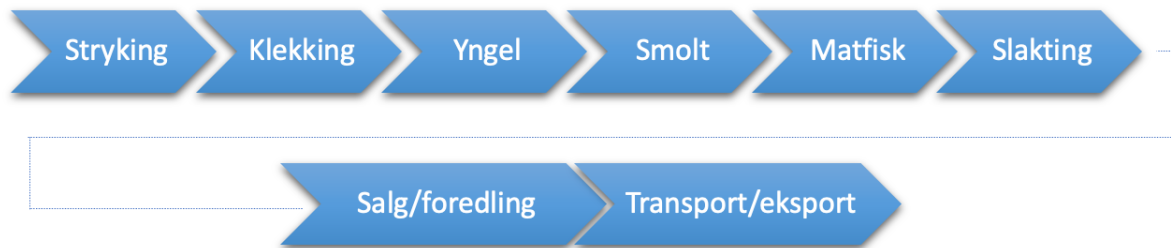
Oppdrettsnæringen har gått fra å være en «attåtning» med mange små eiere til å bli en milliardindustri hvor både eierskap og selskapsstrukturen har blitt betydelig mer konsentrert. De første matfiskprodusentene var bønder og fiskere som hadde direkte tilknytning til kystdistriktene, og fiskeoppdrett ble sett på som en tilleggsnæring til primærnæringene (Finansdepartementet, 2019). I dag finner vi et bredt eierskap med både norske og internasjonale investorer i børsnoterte oppdrettsselskaper. I 1990 stod de 10 største oppdrettsselskapene for 8 % av den samlede produksjonen, mens i 2023 står de 5 største selskapene for om lag 60 % (Finansdepartementet, 2019, 2023).

2.2 Produksjonsprosessen fra klekking til eksport

Forståelse for produksjonsprosessen til norsk lakseoppdrett gir innsikt i næringens innsatsfaktorer og mulighet til å analysere effektivitets- og produktivitetsutvikling. Verdikjeden i fiskeoppdrett omfatter produksjon av stamfisk, settefisk og matfisk før fisken deretter slaktes, foredles for videre salg og transporteres til markedene (Finansdepartementet, 2019). Ifølge akvakulturdriftsforordningen (2008) defineres settefisk som rogn og fisk som produseres med formål om å bli overført til andre lokaliteter eller til en annen type produksjon, mens stamfisk er fisk som skal strykes eller reproduseres på annen måte. Matfisk er fisk som produseres med sikte på slakting for konsum.

Produksjonsprosessen av oppdrettslaks er lang, og det kan ta 2 til 3 år fra lakserognen blir klekket til man har ferdig spiseklar laks. I løpet av disse årene gjennomgår laksen flere faser,

og som en anadrom fiskeart foregår produksjonsprosessen i både ferskvann og saltvann. I dag har flere av de største oppdrettsselskapene blitt helintegreerte med kontroll på hele verdikjeden fra stamfiskproduksjon til salg, mens andre har spesialisert seg på enkelte deler av verdikjeden (Asche et al., 2018). Produksjonsprosessen er illustrert i figur 2.



Figur 2: **Lakseoppdrettsnæringens verdikjede**

Stamfisken som benyttes i norsk lakseoppdrett kan spores tilbake til den første innhenting av villaks med egnede egenskaper for oppdrett. Dette inkluderer kriterier som rask vekst, sterkt immunforsvar, god kjøttkvalitet og ønsket farge (Laks, 2023b). Oppdrettslaks og villaks har samme opphav, og egenskapene hos avkommet av dagens avlskjerner blir videre en del av utvelgelsesprosessen for neste generasjon. Stamfisk kan bli opptil 20 kilo, og er langt større enn en normal produksjonslaks, som er om lag 4 til 5 kilo ved slakting (Cermaq, 2023).

Produksjonen av oppdrettslaks starter på land med stryking, og befruktete lakseeegg dannes ved å blande egg og melke fra stamfisken. Befruktningen foregår på lik vis i ferskvann som for villaksen, og det skal bare noen få milliliter melke til for å befrukte flere tusen egg. Egg og melke blandes før de befruktete eggene blir overført til et settefiskanlegg (Cermaq, 2023). Det tar rundt 60 dager før rognen klekkes og blir til en plommesekkkyngel. Den nyklekkede laksen får næring fra sin egen plommesekk de første 4 til 6 ukene før den er klar til å ta til seg fôr. Da overføres laksen fra et klekkekar til en større tank med bedre plass. Etter 8 til 15 måneder i ferskvann har laksen gjennomgått smoltifisering og vil være klar for å settes i matfiskanlegg i sjøen etter de har blitt vaksinert (Lerøy Seafood, 2023). Smoltifisering er en kompleks biologisk prosess som gjør det mulig for laksen å leve i saltvann, og fullgod smoltifisering er viktig for å sikre at fisken er forberedt på livet i havet (Cermaq, 2023).

Etter å ha tilbrakt den første halvdel av livet i ferskvannstanker på land, er smolten klar for å bli satt ut i sjøen, hvor den tilbringer tiden fram til slakting. Laksen blir typisk satt ut ved høstslipp når den veier mellom 60 og 80 gram, mens den ved vårslipp har en vekt på mellom 100 og 150 gram (Fiskeridirektoratet, 2023c). Det er dokumentert rømmingsfare ved å sette ut

liten smolt i sjøen, og en tendens i næringen etter 2012 har dermed vært å sette ut større smolt på mellom 250 og 500 gram. Disse er i tillegg mer motstandsdyktige mot sykdommer og parasitter, og kortere tid i sjøen kan også bidra til å løse en av utfordringene matfiskprodusentene har med lakselus (Finansdepartementet, 2019; Lerøy Seafood, 2023).

Matfiskproduksjonen i Norge foregår stort sett i sjøbaserte anlegg kalt merder. En oppdrettsmerd består av et flyteelement i overflaten og en notpose som laksen svømmer i. Notposen er typisk fra 20 til 50 meter dyp med en vanlig diameter på omtrent 50 meter (Norges sjømatråd, 2023a). Det stilles krav til at laksen skal ha gode muligheter til å bevege seg og gjøre annen naturlig atferd i merdene for å sørge for god fiskehelse i henhold til akvakulturdriftsforskriften (2008) § 19 a. Den praktiske betydningen av dette er at den maksimale tettheten i merdene er 2,5 % laks og 97,5 % vann (Laks, 2023b). Produksjonsperioden i sjøen varierer fra 18 til 24 måneder, avhengig av størrelsen på smolten og andre forhold som vannkvalitet, lysforhold, temperatur og fôringsmengde (Cermaq, 2023).

Slaktevekten varierer mellom matfiskprodusentene og ulike strategivalg, men laksen er gjerne klar til slakting når den er mellom 4 og 7 kilo. Det er ønskelig at laksen er slakteklar størrelse før den blir kjønnsmoden ettersom dette har negative konsekvenser for vekst og kvalitet (Finansdepartementet, 2019). Laksen blir fraktet levende fra merden til slakteriet ved hjelp av brønnbåt. På slakteriet blir laksen bedøvet og avlivet, før den blir sløyd, rensset og vasket, og deretter sortert etter størrelse og kvalitet (Cermaq, 2023). Fisken blir deretter lagt i kasser og pakket med is for å bevare kvaliteten før den sendes videre til fiskehandel, foredling i Norge eller eksport til utlandet (Laks, 2023b).

2.3 Regulering av oppdrettsnæringen

Oppdrettsnæringen er omfattende regulert av flere ulike myndigheter og regelverk. Regelverket omfatter blant annet biosikkerhet, miljøpåvirkning, fiskevelferd, vannressurser og arealforvaltning og -planlegging (Nærings- og fiskeridepartementet, 2023). Det er forbudt å drive oppdrett uten å ha tillatelse og være registrert i akvakulturregisteret. Ifølge akvakulturloven (2005) § 4 første ledd, kan tillatelse fås på to måter: enten ved tildeling eller ved overføring mellom private aktører. En tillatelse gir i henhold til § 5 rett til å produsere laks på et geografisk avgrenset område med de fastsatte begrensningene gitt av tillatelsen.

Normalt blir tillatelser til oppdrett tildelt løpende etter søknad dersom søker oppfylder spesifikke vilkår, men tilgangen på kommersielle matfisktillatelser for laks er begrenset på

grunn av betydelig etterspørsel. På 1970-tallet eksploderte interessen for norsk lakseoppdrett, og den første midlertidige konsesjonsloven ble innført i 1973 for å regulere den voksende næringen. I 1991 åpnet myndighetene for at selskaper kunne eie mer enn én tillatelse, noe som raskt førte til en omstrukturering av næringen hvor flere ble oppkjøpt (Misund, 2023).

2.3.1 Maksimal tillatt biomasse

Innrapportering av produksjonsdata fra oppdrettsnæringen begynte i 1996 da det ble innført en rapporteringsordning for førkvoter som et regulerende tiltak for produksjonen. I 2005 gikk myndighetene over til å benytte maksimalt tillatt biomasse (MTB) som måleenhet i produksjonsreguleringen, og rapporteringen ble tilpasset for å gi så nøyaktig informasjon om anleggene som mulig (Fiskeridirektoratet, 2023b). I akvakulturdriftsforskriften (2008) § 3 er biomasse definert som mengde levende fisk målt i kilo eller tonn, og MTB fastsetter dermed den maksimale mengden fisk som kan stå i sjøen til enhver tid.

Retten til å drive akvakultur av matfisk av laks består av en selskapstillatelse og en lokalitetstillatelse på et bestemt geografisk område. En selskapstillatelse kan knyttes til flere lokaliteter, og én lokalitet kan knyttes til flere selskapstillatelser. Innehavere av tillatelser kan ikke på noen tidspunkt overstige MTB på selskapsnivå eller den fastsatte grensen til hver enkelt lokalitet (Nærings- og fiskeridepartementet, 2023). Oppdrettselskapene må månedlig rapportere til Fiskeridirektoratet på merdnivå for både selskap og lokalitet, og en overtredelse kan medføre tvangsmulkt og straffeansvar.

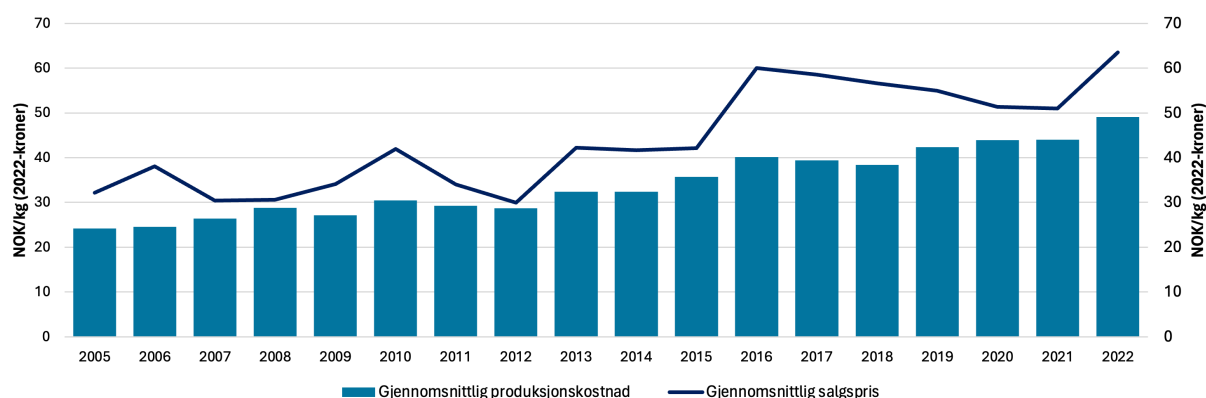
En standard tillatelse til matproduksjon av laks er 780 tonn, mens den er 945 tonn i Troms og Finnmark på grunn av lavere sjøtemperatur og tregere vekst (Fiskeridirektoratet, 2023b). For å kontrollere veksten og ta hensyn til både miljø og marked, er det Nærings- og fiskeridepartementet som bestemmer når økt tillatelseskapasitet kan gjøres tilgjengelig. I 2017 ble trafikklyssystemet innført, og annethvert år vurderes miljøpåvirkningen fra lakselus for å justere produksjonskapasiteten. Oppdrettsnæringen er inndelt i 13 geografiske områder og tildeles fargekodene rød, grønn eller gul. Produksjonen må reduseres i områder som blir merket rødt, mens den holdes konstant i gule områder. Grønne områder vil få tilbud om å øke produksjonskapasiteten (Sommerset et al., 2023). Det må betales vederlag til staten for å øke MTB-kapasiteten, og dette har foregått via både fastpris og auksjon de siste årene (Nærings- og fiskeridepartementet, 2023).

2.4 Matfiskprodusentenes kostnadsutvikling

Ifølge Misund (2022) har norsk lakseoppdrett gjennomgått minimum 3 ulike faser så langt: etableringsfasen rundt 1970-tallet, produktivitetsvekstfasen fra midten av 1980-tallet etterfulgt av kostnadsvekstperioden fra starten av 2000-tallet. Den første fasen var preget av historisk høye kostnader med produksjon i småskala og enkel produksjonsteknologi, før næringen opplevde sterk produksjonsvekst med innovasjoner og skalaeffekter (Afewerki et al., 2022). Den høye produktivitetsveksten førte til betydelige kostnadsreduksjoner, og mellom 1980 og 2005 økte produksjonen årlig med nesten 20 % (Misund, 2022). Nedgang i produktivitetsveksten førte til en brems i kostnadsreduksjonene (Asche et al., 2013; Vassdal & Holst, 2011), og siden kostnadsbunnen i 2005 har produksjonskostnadene gradvis steget.

De viktigste kostnadsdriverne i den tredje og nåværende fasen har vært økte priser på innsatsfaktorer, økt kapitalintensitet, biologisk risiko i form av sykdom og lus, strengere reguleringer og høy salgspris (Iversen et al., 2017; Iversen et al., 2019; Misund, 2022). Perioden etter 2005 er preget av innstramminger av reguleringer slik som den nevnte innføringen av ordningen for maksimal tillatt biomasse og trafikklyssystemet. I tillegg er oppdrettsnæringen påkrevd å følge en rekke lover, forskrifter og reguleringer hvor kravene til miljø og fiskehelse har blitt strengere for å redusere miljøutfordringer. Dette gjelder blant annet luseforskriften som regulerer tillatt lusenivå, avstandskrav mellom lokaliteter og teknisk standard på anleggene (Misund, 2022).

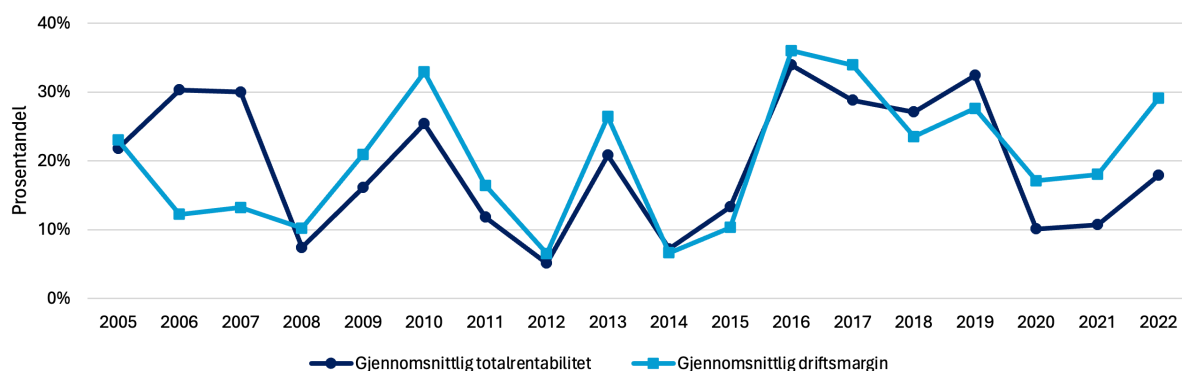
Figur 3 viser utviklingen i gjennomsnittlig produksjonskostnad og oppnådd salgspris per kilo målt i rundvekt fra 2005 til 2022, oppgitt i 2022-kroner. Lønnsomhetsundersøkelsene til Fiskeridirektoratet viser at kostnadene per produsert fisk har vært økende over flere år, og mellom kostnadsbunnen i 2005 og 2022 har den gjennomsnittlige produksjonskostnaden doblet seg fra 24,16 kroner til 49,12 kroner (2022-kroner). Lakseprisene har siden 2016 holdt seg på et relativt høyt nivå, og i 2022 førte svært gode markedsforhold til rekord i gjennomsnittlig salgspris per kilo på 63,52 kroner.



Figur 3: **Utvikling produksjonskostnad og salgspris** (Fiskeridirektoratet rapporter 2005-2022)

Salgsprisen svinger i takt med etterspørselen, og med stigende kostnader vil det kreve en stadig høyere laksepris for å opprettholde en lønnsomhet som dekker alle matfiskproduzentenes kostnader. I likhet med andre råvareindustrier, er det vanlig at lønnsomheten i oppdrettsnæringen er syklisk (Misund, 2022). Figur 4 viser utviklingen av den gjennomsnittlige totalrentabiliteten og driftsmarginen i perioden 2005 til 2022.

Totalrentabiliteten har variert mellom 7,2 % og 33,8 %, mens driftsmarginen har svinget mellom 6,5 % og 32,9 %. Driftsmarginen har holdt seg på et tilfredsstillende nivå til tross for kostnadsøkningen som følge av en begrenset produksjonsvekst, noe som har medført høyere laksepriser. En lavere produksjonsvekst det siste tiåret sammenlignet med de tidligere fasene har derfor bidratt til høyere lønnsomhet for matfiskproduzentene (Misund, 2022).



Figur 4: **Utvikling totalrentabilitet og driftsmargin** (Fiskeridirektoratets rapporter 2005-2022)

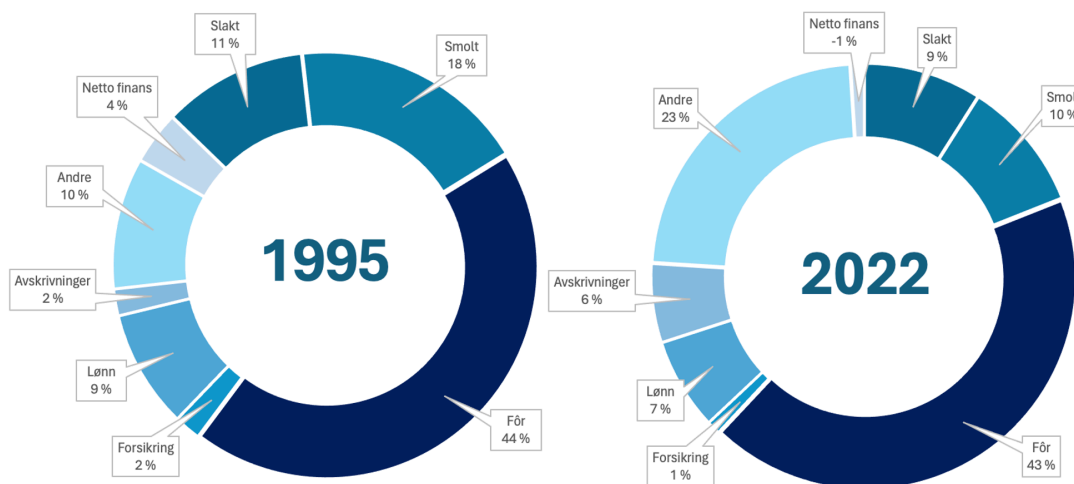
2.4.1 Sammensetningen av produksjonskostnadene

Matfiskproduzentenes produksjonskostnader varierer som følge av svingninger i prisene på innsatsfaktorene og ulike produksjonsutfordringer fra år til år. Over tid har også ny teknologi og økt kompetanse bidratt til å endre kostnadsstrukturen (Fiskeridirektoratet, 2022a). Selv om kostnadene har økt markant, har næringen investert betydelig tid og ressurser i automatisering

og effektivisering av oppdrettsanleggene for å sikre effektiv drift av gode lokaliteter med velfungerende infrastrukturer (Iversen et al., 2019).

Kostnadene til lakseoppdrett blir ofte kategorisert etter de primære innsatsfaktorene og de ulike driftsoperasjonene i produksjonsprosessen (Iversen et al., 2019). Fiskeridirektoratet (2022a) bryter matfiskprodusentenes produksjonskostnader ned i komponentene smolt, fôr, forsikring, lønn, avskrivninger, andre driftskostnader, netto finanskostnader og slaktekostnader. Fôrkostnadene har alltid utgjort en betydelig del av de totale kostnadene, og figur 5 illustrerer sammensetningen av de ulike kostnadselementene i 1995 og 2022.

Kostnadene knyttet til smolt, slakt, lønn, forsikring og netto finans utgjør en mindre andel av produksjonskostnadene enn tidligere på grunn av at kostnadene knyttet til andre driftskostnader har økt.

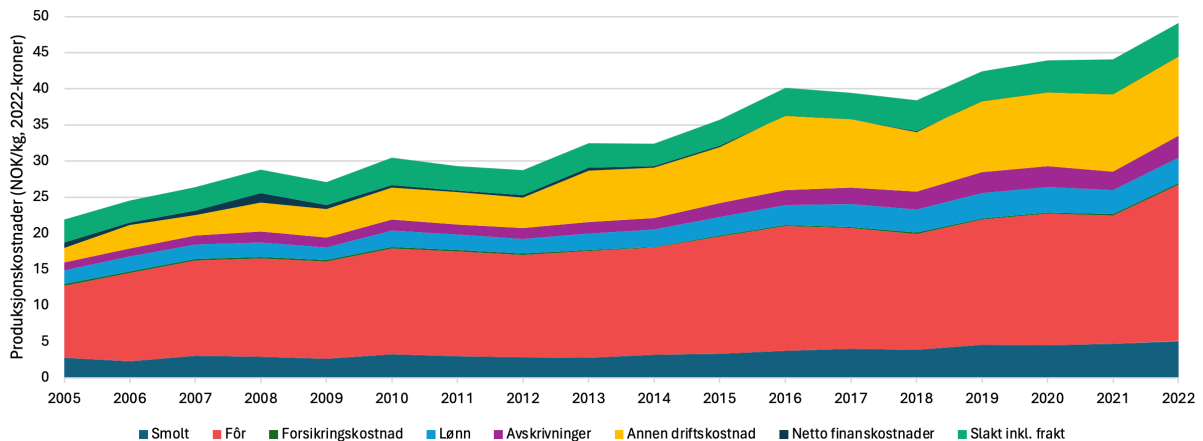


Figur 5: Prosentvis fordeling av kostnader i 1995 og 2022 (Fiskeridirektoratet, 2022a)

Selv om den prosentvise andelen med fôrkostnader har vært relativt jevn, finner Iversen et al. (2019) at denne kostnadskomponenten har stått for den største kostnadsøkningen i kroner med årsak i økte fôrpriser og økt fôrfaktor. Den gjennomsnittlige prisen på fôr påvirkes av fôrprodusentenes driftskostnader og deres marginer, og disse er igjen avhengige av råvareprisene på eksempelvis fiskeolje, rapsolje, fiskemel, og soyamel. Fôrkostnadene avhenger også av fôrtypene som matfiskprodusentene benytter. Sykdom, sulting og økt dødelighet vil også bidra til å øke forbruket og redusere fôrutnyttelsen per produsert enhet (Misund, 2022).

Smoltkostnader og avskrivninger har også økt mye de siste 10 årene. Økning i smoltkostnadene skyldes en overgang til større smolt og settefiskprodusentenes investeringer

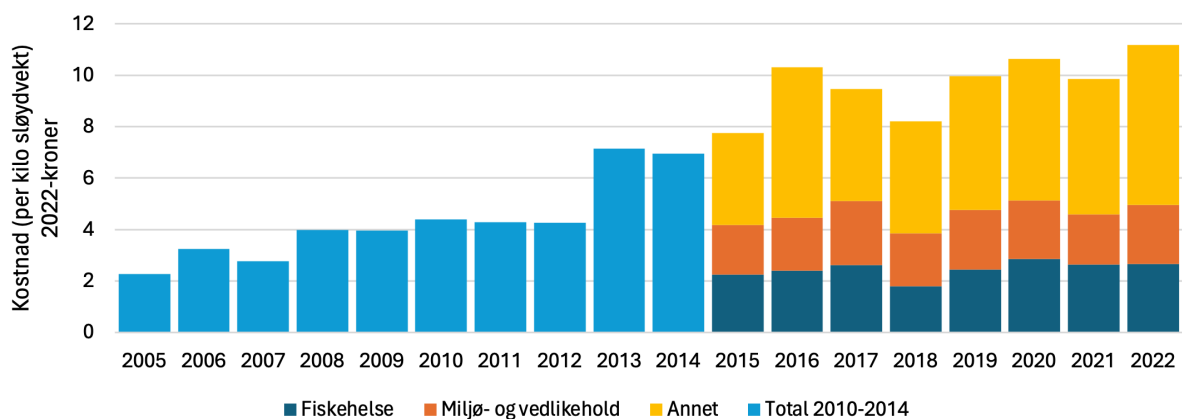
i resirkulerende akvakultursystemer (RAS) som gjenbruger vann (Ahmed & Turchini, 2021; Iversen et al., 2019). Økning i avskrivninger skyldes naturlig nok økt kapitalintensitet hos matfiskprodusentene (Blomgren et al., 2019). Den markante økningen i andre driftskostnader beskrives i påfølgende delkapittel. Sammensetningen av produksjonskostnadene for perioden 2005 til 2022 er illustrert i figur 6, og oppgis i 2022-kroner.



Figur 6: **Sammensetning av produksjonskostnader** (Fiskeridirektoratets rapporter 2005-2022)

2.4.2 Samleposten andre driftskostnader

Andre driftskostnader (ADK) er en samlepost som inneholder en rekke kostnadskomponenter innen de fire underkategoriene helse, miljø, vedlikehold og annet. Fiskeridirektoratet startet nylig å skille ut innholdet i denne kostnadsposten, og oppdelingen er tilgjengelig fra 2015. Figur 7 viser hvordan driftskostnadene har hatt en betydelig økning fra kostnadsbunnen i 2005 til 2022. Tallene er oppgitt i 2022-kroner.



Figur 7: **Sammensetning av andre driftskostnader** (Fiskeridirektoratets rapporter 2005-2022)

Årsaken til at mange kostnader blir ført under denne posten henger sammen med hvordan næringen er organisert. Det har dessuten blitt en økende trend at stadig flere arbeidsoppgaver

som tidligere ble gjort av matfiskprodusentene, nå blir outsourcet til spesialiserte tjenesteleverandører (Misund, 2022). Eksempler på innleide tjenester inkluderer arbeid med avlusning, sortering og transport av fisk, undervannsoperasjoner, prøvetaking og teknisk støtte. Disse kostnadene er medvirkende til størrelsen på kostnadsposten.

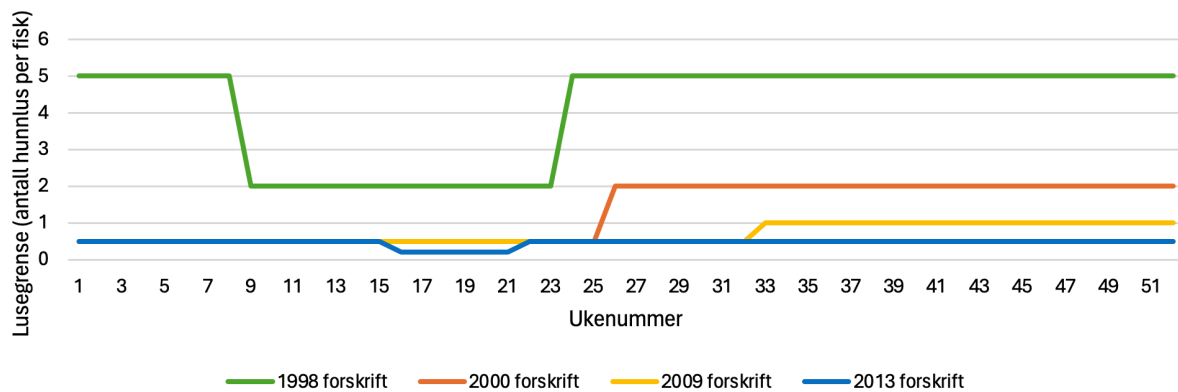
Videre er økende fokus og problematikk knyttet til fiskehelse og miljø en avgjørende faktor som har bidratt til å øke andelen med andre driftskostnader i den totale kostnadsstrukturen til matfiskprodusentene (Fiskeridirektoratet, 2022a). Ifølge Misund (2022) kan også økningen i andre driftskostnader tyde på at biologiske utfordringer har blitt dyrere. Sykdomsutbrudd har blitt en betydelig utfordring for oppdrett av laks, som har økt behovet for overvåking, kontroll, forebygging og behandling betraktelig (Iversen et al., 2017; Iversen et al., 2019). Strengere reguleringer fra myndighetene for å redusere utfordringene knyttet til biosikkerhet, utslipp, rømming og sykdom bidrar også til å øke matfiskprodusentenes kostnader. De biologiske utfordringene redegjøres nærmere i neste delkapittel.

2.4.3 Sykdom, lakselus og fiskehelseproblematikk

De fleste sykdommene som rammer oppdrettsfisken i dag, har vært til stede i næringen i over 20 år. Den samlede sykdomsbyrden beskrives imidlertid som betydelig og økende (Nærings- og fiskeridepartementet, 2023). Av de parasittære sykdommene, og sykdommer generelt, er lakselus fortsatt den største utfordringen for oppdrettsnæringen. Lusenivået i 2022 har samlet sett vært på det samme nivået som de seks foregående årene, men med noe færre bevegelige lus per fisk (Sommerset et al., 2023). Dødelighet i oppdrettsanlegg kan skyldes en rekke komplekse faktorer, hvor smittsomme sykdommer bare er én av flere årsaker. Alvorlige miljømessige forhold, skader i forbindelse med håndtering eller andre driftsrelaterte faktorer kan også være årsaker til dødelighet (Sommerset et al., 2023). Videre legges det spesiell vekt på lakselus som en fremtredende årsak til kostnadsøkningen hos matfiskprodusentene.

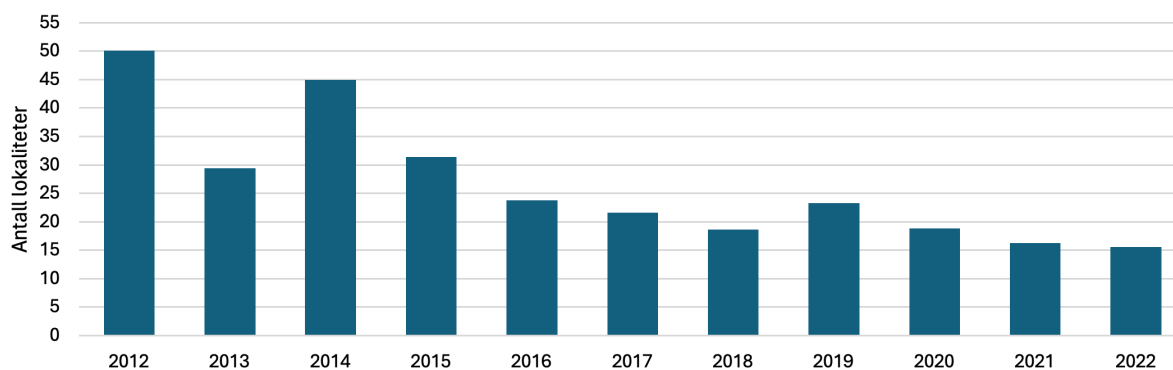
Lakselus (*Lepeophtheirus salmonis*) er et naturlig forekommende parasittisk krepsdyr på laksefisk (laks, aure og røye) i havområder på den nordlige halvkule. Den lever hovedsakelig på overflaten av vertsfisken og lever av å suge blod, hudceller og slim. Dette kan forårsake skader i form av sår og irritasjoner og gjøre fisken mer mottakelig for andre infeksjoner. Store mengder lakselus kan svekke fiskens helsetilstand, føre til redusert vekst og kan også være dødelig for fisken (Sommerset et al., 2023). I oppdrettsanlegg i sjø kan fisken stå tett, og dette øker smittepresset. Lakselusen kan lettere finne en vert, noe som kan føre til rask økning i antallet lakselus i anlegget i løpet av kort tid (BarentsWatch, 2023a).

For å regulere og minimere forekomsten av lakselus, har myndighetene fastsatt en maksimalgrense for antall lus som er tillatt ved et oppdrettsanlegg (Nærings- og fiskeridepartementet, 2023). Forskrift om lakselusbekjempelse (2012) § 8 gir mål på hvor mange hunn lus som er tillatt per fisk per lokalitet. Det generelle kravet i regelverket er at antall lus per fisk ikke skal overstige 0,5 voksne hunn lus i gjennomsnitt per fisk i anlegget. Denne grensen senkes ytterligere til 0,2 deler av året. For å beskytte den ville laksebestanden, er grenseverdiene betydelig lavere enn nivået som ville medført betydelig skade på oppdrettsfisken (Sommerset et al., 2023). Luseforskriften ble først innført i 1998, og figur 8 illustrerer hvordan lusegrensene har blitt stadig strengere fra et generelt krav på 5 til 0,2 hunn lus per fisk.



Figur 8: **Utvikling i lusegrenser** – lovverk for Sør-Norge (Luseforskriften, 1998, 2000, 2009, 2013)

Matfiskprodusentene er selv ansvarlige for å gjennomføre tiltak som sikrer at mengden lakselus ikke overskrider de gitte grensene. Produsenter som har fisk i produksjonsanleggene må ukentlig rapportere sjøtemperatur, behandling mot lakselus, antall lakselus og bruk av rensefisk i henhold til § 10. Figur 9 viser antall lokaliteter som er over lusegrensen i gjennomsnitt per uke med en klar nedadgående trend fra 2012 til 2022. Strengere lusegrenser, og andre reguleringer som trafikklyssystemet, har gitt en betydelig nedgang i antall lus, færre overskridelser av lusegrenser og mindre variasjon i antall lus mellom lokalitetene. Økt fokus på lakselus i oppdrett og økonomiske insentiver for å holde lusenivået på oppdrettsanleggene så lave som har mulig har fått matfiskprodusentene til å tilpasse seg (Misund, 2022).

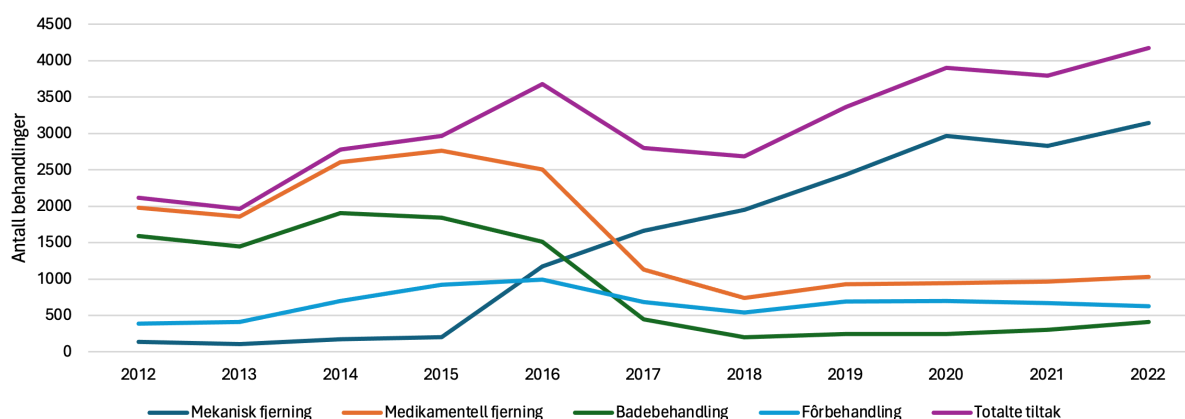


Figur 9: **Lokaliteter over lusegrensen** – i gjennomsnitt per uke 2012 til 2022 (BarentsWatch, 2023a)

Oppdrettsnæringen bruker store ressurser på å håndtere lakselus, og behandlingsmetodene kan deles inn i medikamentelle og ikke-medikamentelle (Finansdepartementet, 2023).

Medikamentell lusebehandling innebærer behandling gjennom bad og fôr, mens de medikamentfrie behandlingene er mekanisk avlusning, bruk av rensefisk (biologisk avlusing), termisk behandling og laserbehandling (Iversen et al., 2017).

Den totale mengden med medikamentelle og ikke-medikamentelle behandlinger mot lakselus har økt med 96 % fra 2012 til 2022 (Sommerset et al., 2023), og utviklingen i avlusningsmetoder er grafisk fremstilt i figur 10. Hver behandling har blitt mindre effektiv enn tidligere som følge av resistensutvikling, og det kreves nå hyppigere behandlinger for å holde lusenivået nede (Dempster et al., 2021). Fra og med 2015 er det en kraftig økning i bruk av ikke-medikamentelle metoder (omtalt som mekanisk fjerning i figuren) fordi de mer skånsomme medikamentelle metodene ikke har vært tilstrekkelige for å oppnå kravene til de lave lusenivåene. Utbredt resistens og miljømessige bekymringer har derfor ført til redusert bruk medikamentell behandling fra 2016 (Misund, 2022; Sommerset et al., 2023).



Figur 10: **Utvikling avlusningsmetoder 2012 til 2022** (BarentsWatch, 2024c)

Økt behandlingshyppighet og bruk av medikamentfrie behandlingsmetoder har ført til en kraftig kostnadsvekst for matfiskprodusentene og har også en kostnad for fisken. Behandling mot lakselus fører til det største dyrevelferds- og helseproblemet i lakseoppdrettsnæringen på grunn av risikoen for skade og død ved gjennomføring av behandlinger. I 2022 var det særlig termiske og mekaniske behandlinger som ga økt dødelighet i perioden etter behandling, og skader etter avlusning var en av de viktigste årsakene til redusert velferd hos laksen (Sommerset et al., 2023).

Økte lusekostnader gir direkte utslag i økningen av andre driftskostnader, men kommer også til syne i de øvrige kostnadspostene. Utsett av større smolt for å redusere tid i sjøen medfører høyere smoltkostnad for matfiskprodusentene. Forebygging, behandling og kontroll gir økt behov for investeringer. Dette øker kapitalkostnadene og fører også til høyere lønnskostnader (Iversen et al., 2017; Iversen et al., 2019). Beregning av de totale kostnadene knyttet til lakselus er komplekst fordi de er avhengige av flere biologiske og biofysiske faktorer, men det er liten tvil om at økende biologiske kostnader medfører økt biologisk risiko for matfiskprodusentene (Iversen et al., 2017; Misund, 2022).

3 Teoretisk rammeverk

Fiskeridirektoratets lønnsomhetsanalyser presenterer sentrale lønnsomhetsmål som driftsmargin, fortjeneste og produksjonskostnader og gir verdifull informasjon om den generelle ytelsen til matfiskprodusentene. Videre analyser utover dette gjør det mulig å undersøke flere variabler samtidig, sammenligne selskapenes prestasjoner med hverandre og vurdere utvikling over tid. Dette kan bidra med ytterligere innsikt i hvordan matfiskprodusentene reagerer på biologiske utfordringer.

Det teoretiske rammeverket introduserer grunnleggende begreper som benchmarking, effektivitet og produktivitet. Disse byggesteinene danner fundamentet for å introdusere verktøyet Data Envelopment Analysis (DEA) og tilhørende teoretiske modeller. Videre gjennomgås det hvordan Malmquist produktivitetsindeks (MPI) benyttes for å måle matfiskprodusentenes produktivitetsendringer over tid. Deretter beskrives metoder for statistiske analyser som bidrar til å sikre kvaliteten på datamaterialet samt styrker påliteligheten til studiens valg av forskningsmodeller. Avslutningsvis gjennomgås relevant forskning innen oppdrettsnæringen.

3.1 Benchmarking

Lakseoppdrett er en tillatelsesbasert næring hvor innehaveren får et særskilt gode til å drive med eksklusiv drift på allmennhetens areal. Tillatelsen omfatter rett til produksjon av bestemte arter, i et bestemt omfang, på bestemte lokaliteter (Fiskeridirektoratet, 2023d). Regulering av maksimal tillatt biomasse for hvert enkelt selskap begrenser den maksimale inntekten. Ettersom omfanget av biomasse er avhengig av flere faktorer, kan det være utfordrende å sammenligne de ulike beslutningsenhetene (DMU-ene) og identifisere hvilke som presterer best med utgangspunkt i tradisjonelle prestasjonsmål (Bogetoft & Otto, 2011).

Innen økonomisk litteratur har benchmarking blitt et veletablert verktøy for å gjennomføre relative ytelsesevalueringer og måle beste praksis (Francis & Holloway, 2007). En av de mest kjente definisjonene på benchmarking er gitt av Camp (1989), som definerer benchmarking som søket etter bransjens beste praksiser. Bogetoft og Otto (2011) beskriver benchmarking som en systematisk prosess for å sammenligne ytelsen til en DMU med andre sammenlignbare enheter. Dette stiller krav til homogenitet slik at de analyserte ressursene som benyttes er like for alle.

Benchmarking har utviklet seg gjennom ulike generasjoner. Den første generasjonen, kalt omvendt ingeniørvitenskap, fokuserte på å analysere konkurrenters produkter og forstå hva som gjorde dem vellykkede. Andre generasjon, konkurransebasert benchmarking, gikk et skritt videre ved å analysere konkurrentenes prosesser i tillegg. Tredje generasjon, prosessbenchmarking, utvidet horisonten ved å se på beste praksis fra en rekke forskjellige selskaper, selv utenfor egen bransje. Fjerde generasjon, strategisk benchmarking, fokuserte på tilpasning av beste praksis til egen virksomhetsstrategi. Den femte generasjonen, global benchmarking, ser på selskaper over hele verden og tilpasser beste praksis til egen virksomhet, uavhengig av hvor de kommer fra (Pham Evans et al., 2012).

Benchmarking kan som sagt foregå på mange måter, og Stapenhurst (2009) argumenterer for at dette er både viktig og nyttig. Mange metoder å velge mellom bidrar til å unngå en felles tankegang om at den beste måten å drive benchmarking på er den samme for alle uavhengig av målet, og man forhindrer å tvinge ulike behov inn i en metode som ikke er passende.

Benchmarking begrenses ikke til selskapsnivå og kan derfor benyttes på avdelinger, produkter eller prosesser som sammenlignes med anerkjente standarder eller de som presterer best i den utvalgte bransjen. Verktøyet er dessuten like egnet for profittmaksimerende selskaper som for offentlige og ideelle organisasjoner som ikke har klare mål som lar seg aggregere til et kvantitativt sluttresultat, ifølge Bogetoft og Otto (2011).

Moderne benchmarkinganalyser benytter i stor grad beste praksis- eller frontanalysemetoder. Et vesentlig aspekt ved dette er at det er mer interessant å lære av de beste enn å etterligne middelmådige prestasjoner. Frontanalyser, spesielt Data Envelopment Analysis (DEA) og Stochastic Frontier Analysis (SFA), utvikler seg raskt både teoretisk og praktisk, og er de mest anvendte nyere metodene. DEA- og SFA-modeller, i motsetning til tidligere og mindre avanserte benchmarkingmetoder, krever minimalt med preferanse-, pris-, eller prioriteringsinformasjon og er i stand til å effektivt håndtere flere innsatsfaktorer (inputs) og produkter/tjenester (outputs) (Bogetoft & Otto, 2011).

3.2 Produktivitet og effektivitet

Begrepene produktivitet og effektivitet blir ofte brukt om hverandre. Produktivitet er et absolutt måltall som viser forholdet mellom den produserte outputen og den anvendte inputen. Dette kan være utfordrende å sammenligne på tvers av ulike produksjonsprosesser. Vi kan

vurdere en enkel produksjonsprosess der én enkelt input (x) brukes til å produsere én enkelt output (y) (Coelli et al., 2005). I en slik enkel modell kan produktiviteten beregnes slik:

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

Å måle produktivitet er relativt enkelt når det kun involverer produksjon av én output med én input. Dette kompliseres når de fleste produksjonsprosesser i realiteten involverer alle inputs og flere outputs. Det vil derfor være behov for å aggregere disse for å kunne måle produktiviteten. Multifaktor- eller totalfaktorproduktivitet (MFP eller TFP) tar hensyn til bruken av flere innsatsfaktorer i produksjonen og er derfor mer egnet for måling av ytelse og sammenligning av selskaper, både innad i et gitt selskap over tid og på tvers av forskjellige selskaper (Coelli et al., 2005). TFP beregnes som et forholdstall mellom vektet sum av alle inputs og outputs:

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

$$r = (1 \dots, s) \quad i = (1 \dots, m)$$

Effektivitet er et relativt måltall og kan defineres som «forholdet mellom faktisk produktivitet og en norm for best mulig produktivitet gitt de begrensningene en virksomhet driver innenfor» (Kittelsen & Førsum, 2001, s. 23). I litteraturen er det vanlig å skille mellom indre og ytre effektivitet. Indre effektivitet dreier seg om produksjonsøkonomisk effektivitet, som er et mål på i hvilken grad produksjonsprosessen bruker minimalt med ressurser for å oppnå en gitt produksjonsmengde, eller maksimerer produksjonen med gitte innsatsfaktorer. Ytre effektivitet handler derimot om å gjøre de riktige tingene (Bogetoft & Otto, 2011). Dersom effektiviteten måles som maksimal produksjon gitt ressursbruk, kan det formuleres slik:

$$\text{Effektivitet (B)} = \frac{\text{produktivitet (B)}}{\text{produktivitet (A)}} = \frac{y_B/x_B}{y_A/x_A} \leq 1 \quad (3)$$

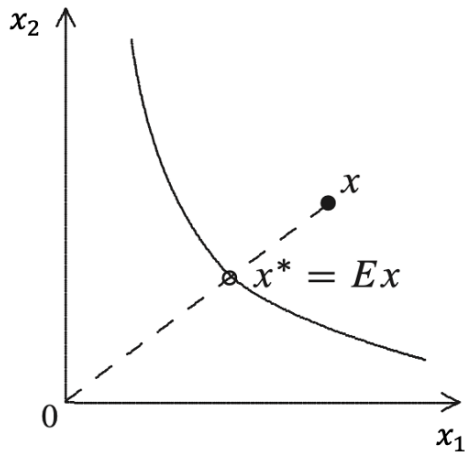
hvor produksjonsenhet B blir målt mot produksjonsenhet A , som representerer beste praksis.

3.2.1 Teknisk effektivitet

Farrell (1957) illustrerte sine ideer med et enkelt eksempel der selskaper bruker to inputs for å produsere en enkelt output, under antakelsen om konstant skalautbytte (CRS) (Coelli et al., 2005). Teknisk ineffektivitet identifiseres når en DMU ikke klarer å oppnå de beste mulige

resultatene og/eller bruker overdrevne mengder inputs (Banker et al., 1984).

Effektivitetsmålet kan være enten input- eller outputorientert (Coelli et al., 2005). Ved inputorientering er målet å minimere bruken av inputs proporsjonalt, for å oppnå et gitt produksjonsnivå til lavest mulig kostnad (Farrell, 1957). Figur 11 illustrerer inputorientert teknisk effektivitet.



Figur 11: **Inputorientert teknisk effektivitet** (Bogetoft & Otto, 2011)

Isokvanten representerer produksjonsfronten, bestående av de mest effektive DMU-ene.

Enhver DMU som befinner seg over denne isokvanten er derfor ineffektiv. Ved å proporsjonalt minimere inputene, vil den illustrerte observasjonen, x , bevege seg mot optimal posisjon, x^* (Farrell, 1957). Punktet x^* er teknisk effektiv fordi det ligger på den effektive isokvantlinjen (Coelli et al., 2005). En teknisk effektiv DMU vil ha en effektivitetsscore (E) lik 1. For inputs som ligger over eller på inputisokvanten, er $E \leq 1$. Jo lavere verdien av E er, desto lavere er enhetens effektivitet (Bogetoft & Otto, 2011).

3.3 Data Envelopment Analysis

Data Envelopment Analysis (DEA) har gjennomgått en betydelig utvikling og har etablert seg som et kraftig kvantitativt og analytisk verktøy for måling og evaluering av ytelse (Cooper et al., 2011). Metoden innebærer bruk av lineær programmeringsmetode (LP) for å konstruere en ikke-parametrisk overflate kalt referansefront (Coelli et al., 2005). Denne fronten dannes av DMU-ene med den mest optimale kombinasjonen av inputs og outputs, som omhyller produksjonsmulighetsområdet hvor de øvrige DMU-ene befinner seg (Charnes et al., 1978).

Et av hovedmålene med DEA er å måle effektiviteten til en DMU ved hjelp av en skalarverdi som varierer mellom 0 og 1 (Tone, 2001). Enhetene som får høyest effektivitetsscore vil regnes som benchmark, og effektiviteten til de andre enhetene vil sammenlignes med disse.

En av fordelene med DEA er muligheten til å inkludere flere inputs og outputs uten å gjøre antakelser om distribusjonen av dataen. (Ji & Lee, 2010).

Siden introduksjonen av DEA i 1978, har det vært en imponerende vekst både innen teoretisk utvikling og anvendelse av ideene i praktiske situasjoner (Cook & Seiford, 2009). DEA ble først introdusert av Charnes et al. (1978) (CCR), med utgangspunkt i Farrell sitt teoretiske rammeverk om effektivitetsmål fra 1957, og antar konstant skalautbytte (CRS). Banker et al. (1984) (BCC) introduserte effektivitetsmåling av DMU-ene for variabelt skalautbytte (VRS), som gir mulighet for å dele opp effektiviteten i teknisk effektivitet og skalaeffektivitet.

Ray (2004) oppsummerer fem sentrale forutsetninger (aksiomer) som ligger til grunn for produksjonsteknologien til DEA:

1. *Alle observerte input- og output-kombinasjoner er mulige.* En samling av (x_j, y_j) ($j = 1, \dots, n$) er mulig dersom y kan produseres av x .
2. *Produksjonsmulighetsområdet (PMO) er konvekst.* Dersom (x^A, y^A) og (x^B, y^B) er mulig, er også et vektet gjennomsnitt av disse mulig:

Vektet (\bar{x}, \bar{y}) hvor:

$$\bar{x} = \lambda x^A + (1 - \lambda)x^B$$

$$\bar{y} = \lambda y^A + (1 - \lambda)y^B$$

$$0 \leq \lambda \leq 1$$

3. *Fri avhending av input (free disposability).* Sløsing med input er mulig. Dersom (x^0, y^0) er mulig, så er også (x, y^0) mulig hvor $x \geq x^0$.
4. *Fri avhending av output (free disposability).* Sløsing med output er mulig. Dersom (x^0, y^0) er mulig, så er også (x^0, y) mulig hvor $y \leq y^0$.
5. *Skalautbytte.* Forutsetter at dersom (x, y) er mulig, er det også mulighet for skalering (kx, ky) hvor $k \geq 0$. Dersom modellen opererer under forutsetning om CRS tillater den fri opp- og nedskalering av produksjonskombinasjoner.

I tillegg til de nevnte forutsetningene, har Dyson et al. (2001) redegjort for antakelser som bør hensyntas når DEA benyttes. En grunnleggende betingelse er kravet om homogenitet. Dette innebærer at alle de inkluderte enhetene i analysen bør utføre lignende aktiviteter, produsere sammenlignbare produkter eller tjenester og ha tilgang på samme typer ressurser. Betingelsen skal sikre at effektiviteten til hver DMU beregnes basert på like kriterier slik at de observerte enhetene er sammenlignbare.

DEA har ingen begrensninger i forhold til hvor mange inputs og outputs som kan inkluderes, men Dyson et al. (2001) påpeker at antallet bør begrenses etter hvor mange DMU-er som er inkluderte i analysen. De foreslår derfor at antall enheter skal være minst to ganger så stort som produktet av inputs og outputs ($2m * s$). Imidlertid bør faktorer som fanger opp alle aktivitetsnivåer og ytelsesmål inkluderes slik at de dekker hele spekteret av ressurser som benyttes.

DEA har noen begrensninger som kan føre til utfordringer når man gjennomfører en DEA-studie, og en av svakhetene er følsomheten for outliere. Outliere er DMU-er som skiller seg ut fra resten av datasettet ved at den presterer vesentlig bedre eller dårligere enn resten og kan bidra til en front som påvirker de andre DMU-enes effektivitetsmål på en uhensiktsmessig måte (Singh & Upadhyaya, 2012). Det er derfor viktig å indentifisere og håndtere outliere for å sikre påliteligheten av resultatene (Coelli et al., 2005).

3.3.1 CCR-modellen

Charnes et al. (1978) introduserte den første DEA-modellen, som en videreutvikling av Farrells teorier. De introduserte DEA-modellen som et brøkproblem, som senere ble omformulert til et LP-problem. LP-problemet har to definisjoner: primal- og dualformuleringen. Disse vil gi identiske effektivitetsscorer, men har ulike restriksjoner (Førsund, 2013). Den inputorienterte envelopment-modellen under forutsetning om CRS kan matematisk formuleres slik:

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } E_0 \\
 \text{når: } & E_0 x_{i0} \geq \sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \quad (i = 1, \dots, m) \\
 & y_{r0} \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \quad (r = 1, \dots, s)
 \end{aligned} \tag{4}$$

$$E_0, \lambda_j \geq 0 \quad (j = 1, \dots, n)$$

Målet med objektfunksjonen er å minimere en skalarvekt E_0 , som implisitt er vektet med tallet 1. λ_j kan tolkes som et intensitetsstall som viser hvilke DMU-er som danner den effektive referansefronten (Vassdal, 2009).

3.3.2 BCC-modellen

Banker et al. (1984) foreslo en modell for å estimere teknisk effektivitet og skalaineffektivitet i DEA. Den opprinnelige CCR-modellen var bare anvendbar for teknologier som kjennetegnes av konstant skalautbytte. Banker et al. (1984) utvidet CCR-modellen for å imøtekomme teknologier som viser variabelt skalautbytte (VRS) (Ray, 2004). Den konkrete forskjellen på dualformuleringen av de to ulike modellene er en ekstra restriksjon i VRS-modellen:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \quad (5)$$

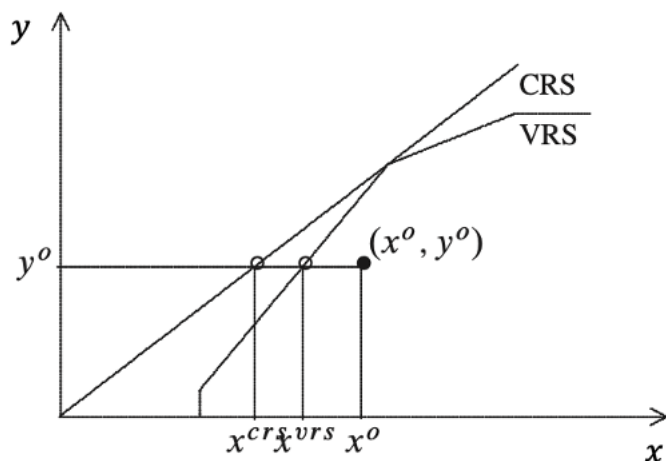
En slik restriksjon fører til at alle sammenligningspunktene skal være konvekse kombinasjoner av faktiske observasjoner (Vassdal, 2009). Dette medfører at en DMU vil sammenligne seg med DMU-er av lik størrelse.

3.3.3 Skala

Skalaeffektivitet (SE) uttrykker hvor nær en DMU er optimal skala. SE brukes for å måle tapet fra å ikke operere i optimal skala. Dette beregnes som forholdet mellom inputeffektiviteten i en CRS-modell og en VRS-modell (Bogetoft & Otto, 2011), og kan uttrykkes slik:

$$SE(x^0, y^0) = \frac{E(x^0, y^0; crs)}{E(x^0, y^0; vrs)} \quad (6)$$

CRS-effektivitet kan dekomponeres i VRS-effektivitet, som måler ren teknisk effektivitet, og SE, som måler evnen til å operere der gjennomsnittlig output per input er maksimal (Bogetoft & Otto, 2011). Figur 12 viser at størrelsen av SE kan beregnes ved å sammenligne den effektive VRS-fronten og CRS-fronten.



Figur 12: **Skalaeffektivitet** (Bogetoft & Otto, 2011)

Når en DMU har en SE på 1, samsvarer VRS- og CRS-effektiviteten, og den opererer med optimal skalastørrelse. SE gir selskapet muligheten til å forbedre effektiviteten og produktiviteten ved å justere størrelsen opp eller ned (Bogetoft & Otto, 2011).

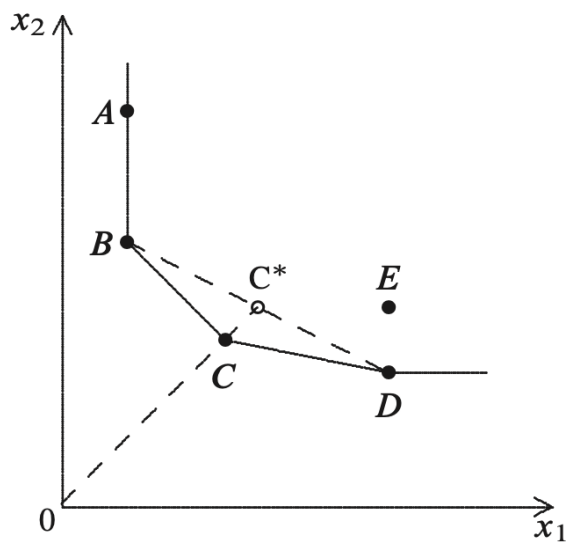
Skalaeffektivitet viser imidlertid ikke i hvilken grad SE mindre enn 1 skyldes at selskapet for lite eller for stort (Bogetoft & Otto, 2011). $\sum \lambda$ fra omhyllingsmodellen ser på skalaegenskapene til en DMU og refererer til i hvilken grad en proporsjonal økning i alle inputs påvirker outputs. Dersom en DMU opererer med CRS, vil en proporsjonal økning i inputs føre til nøyaktig samme proporsjonale økning i outputs ($\sum \lambda = 1$). Dersom en DMU opererer med VRS, kan den enten ha avtakende skalautbytte (DRS), der en proporsjonal økning i inputs vil føre til en mindre enn proporsjonal økning i outputs ($\sum \lambda < 1$), eller tiltakende skalautbytte (IRS), der en proporsjonal økning i inputs fører til en større proporsjonal økning i outputs ($\sum \lambda > 1$) (Coelli et al., 2005).

3.4 Supereffektivitet

En av svakhetene med DEA er følsomheten for outliere. Supereffektivitet er en metode for å avdekke potensielle outliere i et datasett (Banker & Chang, 2006). Andersen og Petersen (1993) introduserte supereffektivitetsmodellen, som er en modifisert DEA-modell, i hovedsak med sikte på å etablere et rangeringssystem som kunne skille mellom de effektive selskapene (Coelli et al., 2005). Banker og Chang (2006) argumenterer imidlertid for at metoden er mer egnet for å identifisere ekstreme observasjoner. Den supereffektive modellen i DEA ekskluderer hver observasjon fra sitt eget referansesett, slik at det er mulig å oppnå effektivitetsscore som overstiger 1 (Banker & Chang, 2006). For ineffektive DMU-er vil

supereffektivitetsmodellen gi identisk effektivitetsscore som standard DEA (Lee et al., 2011).

Figur 13 illustrerer dette prinsippet.



Figur 13: **Supereffektivitet** (Bogetoft & Otto, 2011)

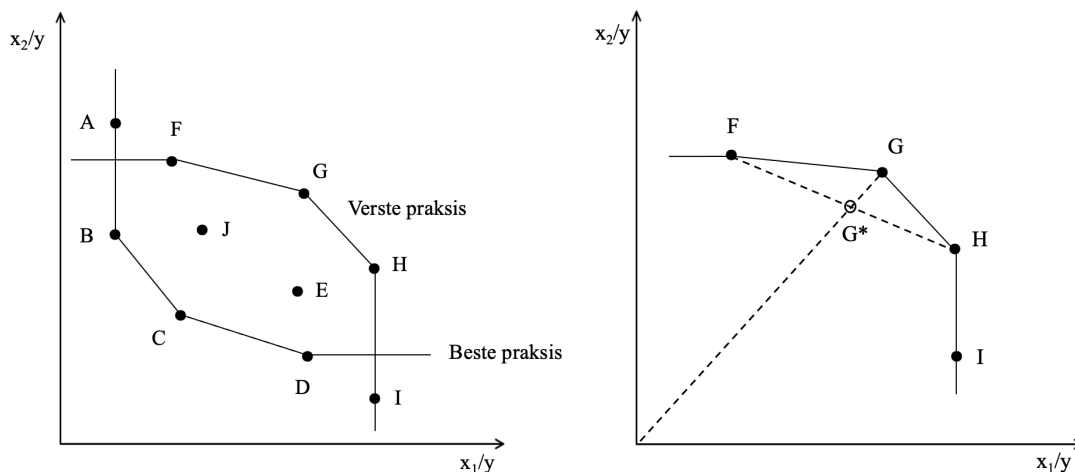
Figuren viser at den vanlige inputeffektiviteten til DMU C er 1. Hvis vi utelater DMU C fra referansesettet, dannes det en ny front mellom B og D, som er illustrert med den stiplede linjen. Supereffektiviteten til DMU C må vurderes opp mot denne fronten i stedet for den opprinnelige (Bogetoft & Otto, 2011), og supereffektivitetsscoren til DMU C vil være $0 \frac{C^*}{OC}$, som vil gi et tall større enn 1 (Coelli et al., 2005). Den inputorienterte supereffektivitetsmodellen under VRS kan uttrykkes som:

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } E_0 \\
 & \text{når: } E_0 x_{i0} \geq \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq 0}}^n \lambda_j x_{ij} \quad (i = 1, \dots, m) \\
 & y_{r0} \leq \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq 0}}^n \lambda_j y_{rj} \quad (r = 1, \dots, s) \\
 & \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq 0}}^n \lambda_j = 1 \\
 & E_0, \lambda_j \geq 0 \quad (j \neq 0)
 \end{aligned} \tag{7}$$

Det eneste som skiller supereffektivitetsmodellen fra BCC-modellen, er at den observerte DMU_0 ikke lenger er en del av referansesettet (dette kommer av $j \neq 0$) (Banker & Chang, 2006).

3.4.1 Supereffektivitet verste praksis

Tradisjonelt evaluerer DEA ytelsen til DMU-ene med de mest gunstige vektene på beste praksis fronten, og i denne sammenhengen legges det mindre vekt på ikke-presterende eller kriserammede DMU-er (Arabmaldar et al., 2021). For å identifisere de dårligste selskapene, har verste praksis blitt introdusert (Paradi et al., 2004). Supereffektivitet i verste praksis fungerer på samme måte som supereffektivitet i beste praksis, men målet er å identifisere de DMU-ene som presterer ekstremt dårlig. Figur 14 illustrerer beste og verste praksis i DEA ved inputorientering, samt supereffektivitet i verste praksis.



Figur 14: **Beste og verste praksis og supereffektivitet i verste praksis**

Ved å omformulere fra et minimerings- til maksimeringsproblem og bytte om input- og outputvariablene, dannes en front for verste praksis som evaluerer de som presterer svakest.

3.5 Malmquist produktivitetsindeks

Malmquist produktivitetsindeks (MPI) i sin grunnleggende form ble presentert av Malmquist (1953), og ble omformulert av Caves et al. (1982) som et verktøy for å måle produktivitetsendringer over tid. Caves et al. (1982) definerer den inputbaserte MPI-en som forholdet mellom inputdistansefunksjoner. MPI måler i hvilken grad et selskap har forbedret seg fra én periode til den neste. Endringen i ytelse kan imidlertid skyldes to forsterkende eller motvirkende faktorer: den generelle teknologiske framgangen (eller tilbakegangen) som

forventes at alle blir påvirket av, og spesielle initiativer i selskapet som har gjort det i stand til å endre sin ytelse i forhold til andre selskaper (Bogetoft & Otto, 2011):

$$M(0, 1) = \left[\frac{E_c^0(x^1, y^1) \cdot E_c^1(x^1, y^1)}{E_c^0(x^0, y^0) \cdot E_c^1(x^0, y^0)} \right]^{1/2} = EC(0, 1) \cdot TC(0, 1) \quad (8)$$

Dekomponert får man:

$$EC(0, 1) = \frac{E_c^1(x^1, y^1)}{E_c^0(x^0, y^0)} \quad (9)$$

$$TC(0, 1) = \left[\frac{E_c^0(x^1, y^1) \cdot E_c^0(x^0, y^0)}{E_c^1(x^1, y^1) \cdot E_c^1(x^0, y^0)} \right]^{1/2} \quad (10)$$

Effektivitetsendringen (EC) måler i hvilken grad de ineffektive selskapene har nærmet seg de effektive fra en periode til en annen. Denne effekten måles alltid i forhold til gjeldene teknologi, og forholdet mellom ytelsen til selskapene i periodene vil være større enn 1 dersom et ineffektivt selskap har forbedret sin ytelse og innhentet de effektive selskapene (Bogetoft & Otto, 2011).

Den teknologiske endringen (TC) representerer det geometriske gjennomsnittet av to forhold. Det første forholdet måler hvor mye et selskap kan produsere i periode 1 sammenlignet med periode 0, med det samme ressursnivået. Det andre forholdet måler hvor mye ressurser som kreves for å produsere samme mengde i periode 1 sammenlignet med periode 0. Hvis verdien av den teknologiske endringen er større enn 1, indikerer det en teknologisk fremgang, og mer kan produseres med færre ressurser (Bogetoft & Otto, 2011).

3.5.1 Dekomponering av effektivitetsendring og teknologisk endring

Färe et al. (1994) videreutviklet MPI og introduserte en dekomponering basert på VRS. De viste at effektivitetsendringen (EC) kunne dekomponeres i to komponenter: ren effektivitetsendring (PURE EC) og skalaendring (SCH), mens den teknologiske endringen (TC) forblir uendret:

$$M(0,1) = TC \cdot (PURE EC \cdot SCH) \quad (11)$$

Ray og Desli (1997) rettet kritikk mot metoden til Färe et al. (1994), og de foreslo en alternativ dekomponering som målte den teknologiske endringen i forhold til produksjonsfrontene under VRS:

$$M(0,1) = TC_v \cdot (PURE EC \cdot SCH_v) \quad (12)$$

Simar og Wilson (1998) og Wheelock og Wilson (1999) identifiserte problemer med begge disse metodene og dekomponerte den teknologiske endringen (TC) fra Färe et al. (1994) inn i ren teknologisk endring (PURE TC) og skalateknologi (SCH TC).

$$M(0, 1) = PURE TC \cdot PURE EC \cdot SCH \cdot SCH TC \quad (13)$$

$$= \left[\frac{E_v^0(x^1, y^1) \cdot E_v^0(x^0, y^0)}{E_v^1(x^1, y^1) \cdot E_v^1(x^0, y^0)} \right]^{1/2} \cdot \left[\frac{E_v^1(x^1, y^1)}{E_v^0(x^0, y^0)} \right] \cdot \left[\frac{E_c^1(x^1, y^1)}{E_c^0(x^0, y^0)} \right] \cdot \left[\frac{E_c^0(x^1, y^1) \cdot E_c^0(x^0, y^0)}{E_v^0(x^1, y^1) \cdot E_v^0(x^0, y^0)} \right]^{1/2}$$

Ren teknologisk endring er det geometriske gjennomsnittet av to forhold. Det første måler skiftet i VRS-fronten i forhold til en DMUs posisjon i periode 1, mens det andre forholdet måler skiftet i VRS-fronten i forhold til DMU-ens posisjon i periode 0. Ren teknologisk endring større enn 1 indikerer et oppadgående skift i VRS-estimatet for teknologien (Wheelock & Wilson, 1999). Ren effektivitetsendring er endring i effektivitet beregnet under VRS (Färe et al., 1994). Ren effektivitetsendring større enn 1 indikerer at selskapet har flyttet seg nærmere den estimerte fronten som har VRS (Wheelock & Wilson, 1999).

Skalaendring fanger opp endringer i avviket mellom teknologien i VRS og teknologien i CRS (Färe et al., 1994). Skalaendring større enn 1 indikerer at DMU-ene flytter seg nærmere den delen av den estimerte fronten som har CRS (Wheelock & Wilson, 1999). Skalateknologi kan kun skyldes endringer i formen på teknologien. Skalateknologi større enn 1 indikerer at teknologien beveger seg mot VRS, mens skalateknologi mindre enn 1 indikerer at teknologien beveger seg mot CRS (Simar & Wilson, 1998; Wheelock & Wilson, 1999).

3.5.2 Dekomponering av attributter

MPI kan utvides til å ta hensyn til kvalitetsattributter av input og output i tillegg til ordinære input og output (Giannakis et al., 2005). Metoden ble introdusert av Färe et al. (1995) og har senere blitt videreutviklet av Giannakis et al. (2005) og Yang og Pollitt (2012). Färe et al. (1995) definerte en kvalitetsendringsindeks (Q) mellom periodene 0 og 1 som isolerer effektene av enkeltvariabler:

$$Q(0, 1) = \left[\frac{E_c^0(x^0, a^1, y^0) \cdot E_c^1(x^1, a^1, y^1)}{E_c^0(x^0, a^0, y^0) \cdot E_c^1(x^1, a^0, y^1)} \right]^{1/2} \quad (14)$$

Vi kaller Q for en bioindeks, og denne isolerer effektene av biologiske utfordringer ved å gjøre vurderinger av enkeltperioders input og output, x^t og y^t , under bioattributter, a^t , på tvers av perioder (Giannakis et al., 2005). Denne indeksen avhenger av tre ting i tillegg til attributtvektorene a^0 og a^1 : teknologien uttrykt ved E_i^t , input x^t og output y^t . Endringer i disse vil påvirke Q, noe som gjør indeksen til en integrert del av produksjonsprosessen, og viser tydelig at indeksen måler endringen i bioaspektet (Färe et al., 1995).

Färe et al. (1995) illustrerer forholdet mellom MPI (formel 8) og Q (formel 14), slik at første ledd i formel 15 er Q, mens andre ledd er resten av MPI hvor man holder kvalitet konstant:

$$\begin{aligned} M(0, 1) &= \left[\frac{E_c^0(x^0, a^1, y^0) \cdot E_c^1(x^1, a^1, y^1) \cdot E_c^0(x^1, a^1, y^1) \cdot E_c^1(x^1, a^0, y^1)}{E_c^0(x^0, a^0, y^0) \cdot E_c^1(x^1, a^0, y^1) \cdot E_c^0(x^0, a^1, y^0) \cdot E_c^1(x^0, a^0, y^0)} \right]^{1/2} \\ &= Q(0, 1) \cdot \left[\frac{E_c^0(x^1, a^1, y^1) \cdot E_c^1(x^1, a^0, y^1)}{E_c^0(x^0, a^1, y^0) \cdot E_c^1(x^0, a^0, y^0)} \right]^{1/2} \end{aligned} \quad (15)$$

Altså, produktivitetsindeksen kan skrives som et produkt av bioindeksen og en måling i endring i produktivitet under to gitte attributtvektorer (Färe et al., 1995).

3.6 Statistisk analyse

DEA blir som sagt ofte klassifisert som en ikke-statistisk eller deterministisk tilnærming som ikke enkelt tillater genuin hypotesetesting. Selv om DEA historisk sett ikke har fokusert på bruk av tradisjonelle statistiske tester, har betydelige fremskritt blitt gjort på dette området (Bogetoft & Otto, 2011). Disse inkluderer tester for effektivitetssammenligning av grupper og påvirkning av kontekstuelle variabler på produktivitet (Banker & Natarajan, 2011).

3.6.1 Bankertest av modell

Ved modellutvikling kan det være ønskelig å teste om en alternativ modell representerer prestasjonene bedre. Banker (1993) presenterte ulike tester for modellutvikling, og disse undersøker blant annet om det kan antas VRS og hvilke inputs som er mest hensiktsmessige å inkludere i analysen. Videre fremstilling følger Bogetoft og Otto (2011).

Ved å teste mellom to sett med modellantakelser, skiller vi mellom to teknologiset, T_1 og T_2 , med ulike teknologiske forutsetninger. For eksempel kan man anta CRS i T_1 og VRS i T_2 , på

samme måte kan T_1 inkludere n inputs, og T_2 inkludere $n' > n$ inputs. I begge tilfeller, og generelt, resulterer et mindre teknologiset (det vil si med flere begrensninger) i et bedre (eller uendret) effektivitetsnivå. For inputeffektivitet oppnår vi $E_1 \leq E_2 \leq 1$, der indeksen for effektivitetene E_1 og E_2 er et produkt av de tilsvarende teknologisetene T_1 og T_2 .

Vi tester T_1 mot T_2 , og dersom de ikke er like bør vi forkaste nullhypotesen. Hvis effektivitetene er mer eller mindre like, er de ekstra begrensningene ubetydelige, og vi velger nullhypotesen. Fordelingen av effektivitetsresultatene for teknologisetene T_1 og T_2 er henholdsvis definert som g_1 og g_2 . Hypotesen vi da tester er:

$$H_0 : g_1 = g_2 \text{ mot } H_1 : g_1 \neq g_2 \quad (16)$$

Dersom effektivitetsberegningene er eksponentielt fordelt (T_{EX}), beregnes teststatistikken på følgende måte:

$$T_{EX} = \frac{\sum_{k=1}^K t(E_1^k)}{\sum_{k=1}^K t(E_2^k)} \quad (17)$$

der E_1^k og E_2^k er inputeffektiviteten basert på teknologien T_1 og T_2 , og vil følge en F-fordeling for H_0 med $E(2K, 2K)$ grader av.

Dersom vi går ut fra at effektivitetsberegningene følger en halvnormalfordeling (T_{HN}), blir teststatistikken beregnet slik:

$$T_{HN} = \frac{\sum_{k=1}^K t(E_1^k)^2}{\sum_{k=1}^K t(E_2^k)^2} \quad (18)$$

for $E(K, K)$ grader av frihet som kritisk verdi for test av H_0 .

Dersom vi ikke har noen antakelse om fordelingen av effektiviteten, kan vi bruke den ikke-parametriske Kolmogorov-Smirnov teststatistikken (T_{KS}):

$$T_{KS} = \max_{k=1, \dots, K} \{ |G_1(F^k) - G_2(F^k)| \} \quad (19)$$

Gitt at G_1 og G_2 er de empiriske kumulative fordelingene i de to modellene, er T_{KS} definert som den største vertikale avstanden mellom de kumulative fordelingene. Store verdier for T_{KS} tyder på forskjeller mellom fordringene, og H_0 blir forkastet.

3.6.2 Bankertest på grupper

Banker (1993) utviklet statistiske tester for effektivitetssammenligning som gjør det mulig å sammenligne to grupper av DMU-er for å vurdere om en gruppe er mer effektiv enn den andre (Banker & Natarajan, 2011). Dersom settet av K selskaper er delt inn i to grupper: K_1 og K_2 , der $K = K_1 + K_2$, kan det være interessant å teste om det er betydelige forskjeller mellom effektiviteten til de to gruppene. Ved å la fordelingen av de ulike gruppene være g_1 og g_2 , tester vi:

$$H_0 : g_1 = g_2 \text{ mot } H_1 : g_1 \neq g_2 \quad (20)$$

Dersom effektivitetsberegningene er eksponentielt fordelt, beregnes teststatistikken på følgende måte:

$$T_{EX} = \frac{\sum_{k \in K_1} t(E^k - 1)/K_1}{\sum_{k \in K_2} t(E^k - 1)/K_2} \quad (21)$$

Teststatistikken blir evaluert i forhold til den kritiske F-fordelingen med $(2K_1, 2K_2)$ grader av frihet (Banker & Natarajan, 2011).

Dersom vi antar at effektivitetsberegningene følger en halvnormalfordeling, blir teststatistikken beregnet som følger:

$$T_{HN} = \frac{\sum_{k \in K_1} t(E^k - 1)^2/K_1}{\sum_{k \in K_2} t(E^k - 1)^2/K_2} \quad (22)$$

Teststatistikken blir evaluert i forhold til den kritiske F-fordelingen med (K_1, K_2) grader av frihet (Banker & Natarajan, 2011).

3.7 Tidligere forskning

Effektivitet og produktivitetsutvikling har vært sentrale temaer i litteraturen, og flere artikler har analysert disse aspektene innenfor norsk lakseoppdrettsnæring. Vassdal og Holst (2011) undersøkte endring i totalfaktorproduktivitet (TFP) av atlantisk laks fra 2001 til 2008 ved å benytte Malmquist produktivitetsindeks (MPI). Resultatene indikerer at TFP økte fra 2001 til 2005, etterfulgt av en tilbakegang. Studien antyder at næringen har nådd et teknologisk nivå som gjør betydelige fremskritt vanskelig. For enkelte produsenter kan det fortsatt være mulig å forbedre effektiviteten ved å unngå slakk og ta igjen beste praksis.

Asche et al. (2013) analyserte endringen i samlet TFP i den norske lakseoppdrettsnæringen i tidsperioden 1996 til 2008. I løpet av denne perioden ble det observert en gjennomsnittlig produksjonsøkning på 8 %, samtidig som prisen på laks har stabilisert seg. Dette indikerer at økningen i etterspørselen driver produksjonsveksten. I denne studien ble det benyttet bootstrapping for å konstruere konfidensintervaller for Malmquist-indeksene. Resultatene viser en årlig endring i TFP på 1-2 %, der bidraget fra teknisk effektivitet var mellom 0,2 % og 1,2 %, og teknologisk ending var mellom 0,6 % og 0,8 %. Funnene peker også på en nedgang i TFP fra 2005, og mangelen på egnede produksjonssteder kan potensielt være den mest begrensede faktoren for fremtidig produksjonsvekst for matfiskproduzentene.

Aponte og Tveterås (2019) ser på kostnadsendringene i norsk lakseoppdrett i perioden 2001 til 2014 ved bruk av en fleksibel kostnadsfunksjon. Det utforskes spesielt hvordan kostnadsendringer kan tilskrives stordriftsfordeler, negative produktivitetssjokk, produksjonsutvidelse og endringer i inputpriser. Resultatene indikerer at kostnadsøkningene i næringen påvirkes av eksterne faktorer utenfor selskapenes kontroll, slik som inputpriser og biologiske forhold. Studien viser at veksten i TFP er negativ for mesteparten av årene og samsvarer med funnene til Asche et al. (2013) og Vassdal og Holst (2011).

Asche og Roll (2013) undersøkte determinantene for ineffektivitet i perioden 1985 til 2008 ved bruk av verktøyet Stochastic Frontier Analysis (SFA), som tillater estimering av både produksjons- og ineffektivitetsfunksjoner. For å legge grunnlaget for ytterligere utvikling av næringen, er det av vesentlig betydning å forstå faktorene som påvirker produktivitetsvekst og ineffektivitet. Dette er spesielt viktig ettersom produktivitetsveksten avtar (Vassdal & Holst, 2011). Den gjennomsnittlige tekniske effektiviteten var på 81,5 %, som tilsier at 18,5 % av inputfaktorene kunne vært brukt mer effektivt. Studien finner at ineffektiviteten som fortsatt eksisterer i næringen hovedsakelig skyldes midlertidige faktorer, spesielt sykdomsutbrudd, som kan føre til tidlig høstning eller ødeleggelse av fisken.

Nilsen (2010) analyserte eksistensen av læringseffekter og teknologiske sprang i norsk lakseoppdrett. For å finne ut av dette ble det benyttet SFA med en teknisk ineffektivitetsfunksjon for å måle selskapers tekniske effektivitet. Han konstaterte at selskaper i alderen 3 til 5 år i gjennomsnitt er mer effektive enn godt etablerte selskaper med hensyn til teknisk effektivitet. Dette tyder på at nye selskaper utnytter ny teknologi bedre enn de eldre selskapene med gammel teknologi, som støtter hypotesen om at innovative selskaper kan «hoppe» over etablerte selskaper og dra nytte av teknologi som ikke var tilgjengelig tidligere.

Mens de fleste studier velger å ta hensyn til variasjon, enten i tverrsnitt eller i tidsdimensjoner, velger Roll (2013) å gruppere selskaper sammen, slik at det tillates variasjon i både tverrsnitt og over tid. Resultatene viser at den største reduksjonen i variable kostnader kommer fra teknologiske fremskritt. Studien gir innsikt i de komplekse utfordringene som lakseoppdrettsindustrien står overfor, spesielt når det gjelder å balansere økonomiske mål med miljøhensyn og regulatoriske begrensninger.

Empiriske studier på effektivitets- og produktivitetsutvikling gjennomføres også på akvakultur i andre land. Hassanpour et al. (2010) undersøkte kildene til vekst i TFP i oppdrett av regnbueørret i Iran ved bruk av DEA og MPI fra 2003 til 2007. De fant at TFP-veksten økte med 3,7 % årlig, drevet av effektivitetsforbedringer, mens teknologisk endring var negativ. De konkluderte med at mange benytter eldre produksjonsmetoder og at den iranske næringen har mye å hente ved å utvikle ny teknologi og forbedre innovasjonen.

Yin et al. (2014) analyserte kinesisk oppdrett av damkaruss fra 2011 til 2012 og fant en moderat teknisk ineffektivitet som krever forbedret teknologi for å øke produktiviteten til produsentene. Små dammer var mer teknisk effektive, mens store dammer hadde høyere allokativ- og skalaeffektivitet. Ved hjelp av Tobit-regresjon fant de at størrelsen på oppdrettsanlegget hadde positiv effekt på effektiviteten.

Theodoridis et al. (2017) gjorde en likende studie for oppdrett av blåskjell i Hellas fra 2013 til 2014. Resultatene viste betydelig ineffektivitet med en gjennomsnittlig teknisk effektivitet på 76,1 %. Regresjonsmodellen fant at sosiodemografiske variabler som alder, erfaring i akvakultur, yrkesopplæring og utdanningsnivå delvis forklarte forskjellene i effektivitet. I likhet med Yin et al. (2014), fant de at større blåskjellprodusenter var mer effektive.

Salazar et al. (2023) målte miljøprestasjoner i chilensk lakseoppdrett fra 2007 til 2017. I denne perioden var Chile betydelig plaget med infeksiøs lakseanemi (ILA), og næringen ble strengere regulert. De fant en negativ trend i både gjennomsnittlig teknisk og miljømessig effektivitet, og deretter en økning i effektiviteten de påfølgende årene. De konkluderte med at funnene deres beviser at miljøprestasjonene har blitt bedre på grunn av de nye reguleringene.

Disse studiene bidrar til en helhetlig forståelse av utviklingen til norsk lakseoppdrett, fra produktivitetsvekt og effektivitetsforbedringer til utfordringer knyttet til kostnadsøkninger og biologiske påvirkninger. I tillegg bidrar et utvalg med andre artikler innen akvakultur å belyse hvordan liknende analyser og utfordringer kommer til syne i ulike land.

4 Forskningsmetode

Kapittelet om forskningsmetode innledes med en presentasjon av studiens forskningsdesign og metodiske tilnærming. Robuste data øker påliteligheten til forskningsfunnene, og det gis en detaljert redegjørelse av datagrunnlagets opprinnelse, representativitet og tilhørende kvalitet. Videre presenteres studiens valg av forskningsmodeller og hvordan analysevariablene er utvalgt og operasjonalisert for å besvare problemstillingen. Det utføres statistiske analyser for å forberede datasettet til påfølgende analyser, før kapittelet avsluttes med deskriptiv statistikk av variablene i det endelige utvalget.

4.1 Forskningsdesign og metodisk tilnærming

Denne studien tar i bruk en deduktiv tilnærming hvor vi gjennom et forprosjekt har undersøkt ulike teorier og relevant litteratur (Busch, 2013). Problemstillingen er formulert med utgangspunkt i ønsket om dypere innsikt i prestasjonsmålingene til den norske lakseoppdrettsnæringen. Målet med studien er derfor å besvare denne problemstillingen gjennom datainnsamling og avgrensede teoretiske modeller. Det anvendes et ekstensivt forskningsdesign for å danne en helhetlig forståelse av hvordan matfiskproduzentenes kostnadsnivå og kostnadsstruktur påvirker deres ressursutnyttelse (Blumberg et al., 2014). Det er ønskelig å analysere aktuelle variabler og undersøke utviklingen i datamaterialet, og et deskriptivt forskningsdesign passer godt til dette formålet (Larsen, 2007).

På bakgrunn av studiens utforming, er en kvantitativ tilnærming hensiktsmessig. Dette tillater en strukturert og systematisk bearbeiding og fortolkning av data som bidrar til å oppnå forskningens mål (Busch, 2013). Studien kunne blitt ytterligere forsterket med en kvalitativ tilnærming gjennom dybdeintervjuer med utvalgte matfiskprodusenter. Dette ville sannsynligvis bidratt til en mer omfattende forståelse av hvordan næringen vurderer og reagerer på kostnader, og det kunne ha supplert analysens resultater med innsikt direkte fra matfiskproduzentene. Denne tilnærmingen faller utenfor studiens omfang, men belyser mulighetene for flere perspektiver og metoder innen forskning på norsk lakseoppdrett.

4.2 Datagrunnlag

Datainnsamlingen består av sekundære tverrsnitt- og tidsseriedata fra Fiskeridirektoratets årlige lønnsomhetsundersøkelse for produksjon av laks og regnbueørret innen matfiskproduksjon for tidsperioden 2015 til 2022 (Fiskeridirektoratet, 2024a).

Fiskeridirektoratet har gjennomført lønnsomhetsundersøkelsen siden 1982 og publiserer årlig offentlige gjennomsnittstall for matfisk- og settefiskproduksjon av laks og regnbueørret. De er myndighetenes rådgivende og utøvende forvaltningsorgan for fiskeri- og akvakulturnæringen i Norge og sitter på store mengder data. Fiskeridirektoratet er underlagt Nærings- og fiskeridepartementet og gir kunnskapsbaserte råd som bidrar til å utvikle og iverksette politikken innen akvakultur, fiskeri og marin arealforvaltning. Deres samfunnsoppdrag er derfor å fremme en lønnsom og verdiskapende næring på en bærekraftig måte, og de samarbeider tett med både private og offentlige aktører (Fiskeridirektoratet, 2022b).

Studiens datamateriale har blitt gjort tilgjengelig etter en innsendt søknad til Fiskeridirektoratet. Selskapene er anonymiserte med identifikasjonskoder, og i henhold til den signerte avtalen er det ikke tillatt å identifisere eller lokalisere matfiskprodusentene. Det begrenser muligheten til å gi presise forklaringer på hvordan geografisk beliggenhet og maritime forhold som sjøtemperatur, vannkvalitet og strømforhold bidrar til å påvirke ressursutnyttelsen til matfiskprodusentene. Studiens fokus rettes imidlertid mot næringsspesifikke kostnadsfaktorer, og vi har ikke til hensikt å avdekke informasjon om individuelle selskaper. Datasettets identifikasjonskoder er knyttet til selskapenes organisasjonsnummer og gjør det mulig å følge utvikling over tid.

I Fiskeridirektoratets lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjonen er både laks og regnbueørret inkludert. I 2022 stod laksen for 95 % av den totale solgte mengden av slaktet fisk (Fiskeridirektoratet, 2022a). Mengden solgt regnbueørret utgjør dermed en liten del av totalen, og studien omtaler kun laks selv om begge artene er inkluderte i tallene.

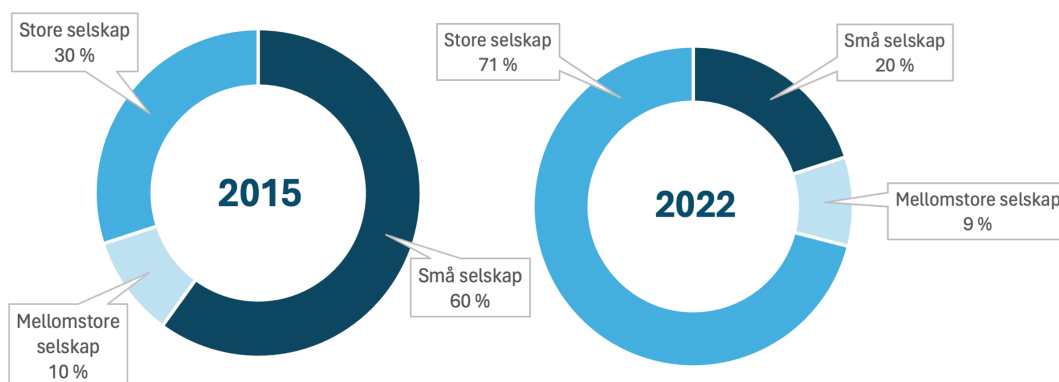
I løpet av analyseperioden har Fiskeridirektoratets metoder for innsamling, behandling og visning av data vært konsekvente, uten noen endringer i beregningsmetoder eller presentasjonsform. Dette har sikret konsistens i tallberegningene fra 2015 til 2022.

Alle analyser er gjennomført ved bruk av dataprogrammet RStudio, versjon 4.3.2. DEA-analysene er gjort med tilleggspakken «Benchmarking», versjon 0.32, utviklet av Bogetoft og Otto (2024). Datasettet ble mottatt kryptert i Microsoft Office Excel versjon 16.81, og programvaren er ellers benyttet til grafiske fremstillinger.

4.3 Representativitet

Dataene samles inn på selskapsnivå og alle som innehar tillatelser for kommersiell produksjon av laks og regnbueørret skal delta i lønnsomhetsundersøkelsen i overensstemmelse med akvakulturloven (2005) § 24. Fiskeridirektoratet inkluderer både enkeltstående og integrerte selskap, og selskaper i alle størrelser i undersøkelsene. Selskaper med 1-9 tillatelser kategoriseres som små, mens selskaper med 10-19 tillatelser og 20 eller flere tillatelser henholdsvis er mellomstore og store selskaper (Fiskeridirektoratet, 2022a).

Norsk lakseoppdrett viser en betydelig endring i eierstruktur de siste tiårene preget av oppkjøp og fusjoner av selskap og tillatelser (Fiskeridirektoratet, 2022a). I 2015 utgjør små selskaper majoriteten med 60 %. Mellomstore selskaper har en andel på 10 %, mens store selskaper står for 30 % av totalen (Fiskeridirektoratet, 2015). I 2022 utgjør store selskaper hele 71 %. Andelen mellomstore selskaper er nesten uendret med 9 %, mens små selskaper nå utgjør 20 % (Fiskeridirektoratet, 2022a). Det er ikke oppgitt i det omsøkte datasettet hvor mange tillatelser de ulike matfiskproduzentene har, men utviklingen understreker endringen i selskaps sammensetningen over analyseperioden og er illustrert i figur 15.



Figur 15: **Sammensetning selskapsstørrelser 2015 og 2022** (Fiskeridirektoratet, 2015, 2022a)

Enkelte utfordringer fører til at selskaper utelates i Fiskeridirektoratets undersøkelser. Selskaper med fellesregnskap for oppdrett og annen næring inkluderes ikke dersom den prosentvise andelen av annen inntekt er større enn 10 % eller 30 % ved oppdrettsrelatert inntekt. Selskaper som driver produksjon av både matfisk og settefisk er heller ikke med i utvalget dersom regnskapsopplysningene ikke er fordelt på de ulike delene av produksjonen. Disse vil likevel inkluderes for matfiskproduksjon av laks dersom settefiskproduksjonen utgjør mindre enn 30 % av selskapets totale inntekter og er oppført under kostnader for annen virksomhet. Dersom selskapene har gjort oppkjøp, fusjon eller fisjon, vil det være vanskelig å

fremstille opplysninger for et helt år, og disse selskapene vil utelates. En annen årsak til frafall i undersøkelsen, er at Fiskeridirektoratet ikke har mottatt skjemaet fra selskapet. Der det lar seg gjøre, forsøker de å kalkulere kostnader med utgangspunkt i selskapenes årsregnskap slik at disse også kan inngå i utvalget (Fiskeridirektoratet, 2022a).

Fiskeridirektoratet definerer antall selskap basert på antall innleverte årsregnskap. Matfiskprodusenter som innehar et konsern kan ha levert inn flere årsregnskap for ulike deler av selskapet eller for de ulike regionene de holder til i (Fiskeridirektoratet, 2022a). Disse vil regnes som flere selvstendige selskap i utvalget selv om de inngår i samme konsern.

Innføringen av grunnrenteskatt i næringen medførte at flere matfiskprodusenter valgte å gjennomføre strukturendringer i selskapene sine mot slutten av 2022. Dette innebar at nye selskaper ble opprettet og at alle matfisktillatelsene for produksjon av laks og regnbueørret ble overført til disse selskapene (Fiskeridirektoratet, 2022a). Selv om Fiskeridirektoratet velger å se bort fra denne omorganiseringen når det gjelder endringer i beholdning og balanse, kan vi ikke utelukke at endringene kan ha hatt innvirkning på analysene i denne studien.

4.4 Utvalg i Fiskeridirektoratets lønnsomhetsundersøkelser

Ifølge Fiskeridirektoratets statistikk for akvakultur var det totalt 1 250 tillatelser i drift i 2022 (Fiskeridirektoratet, 2022a). Til sammenligning var det 1 067 tillatelser i drift i 2015, og generelt sett har antall tillatelser gradvis økt over tid (Fiskeridirektoratet, 2015). Tabell 1 viser Fiskeridirektoratets utvalg og representativitet i lønnsomhetsundersøkelsene fra 2015 til 2022.

Tabell 1: **Utvalg og representativitet** (Fiskeridirektoratets rapporter 2015-2022)

År	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Tillatelser i drift	1059	1088	1093	1089	1134	1159	1167	1170
Antall selskaper	115	109	113	108	118	126	129	110
Tillatelser i undersøkelsen	683	743	683	961	769	1051	990	992
Antall selskaper i undersøkelsen	88	84	82	76	77	82	81	81
Representativitet i undersøkelsen av antall tillatelser i drift (%)	64,4	68,3	62,5	88,2	67,8	90,7	84,8	84,8

Representativiteten har hatt en positiv utvikling over analyseperioden. Fra 2018 inkluderes de største selskapene og selskaper med avvikende regnskapsår, mens tillatelsene fra forskningsinstitusjoner ekskluderes fordi de ikke deltar i lønnsomhetsundersøkelsene (Fiskeridirektoratet, 2018). Nedgang i representativiteten i 2019 skyldes endringer i

selskapsstruktur. Dette førte til at enkelte ble utelatt fra undersøkelsen ettersom selskapene ville påvirket resultatene i stor grad.

4.5 Datakvalitet

For å sikre at analysene gir pålitelige resultater som gjenspeiler virkeligheten på en tilfredsstillende måte, er det avgjørende at dataene holder høy kvalitet (Larsen, 2007). Den kvantitative tilnærmingen i studien antas å styrke påliteligheten gjennom en objektiv tilnærming til datainnsamling og analyse (Busch, 2013).

Studiens fremgangsmåte legger til rette for en strukturert og systematisk innsamlingsprosess av målbare data, noe som bidrar til å redusere subjektivitet og skjevhet i analysene (Ringdal, 2019). Fiskeridirektoratet er en delegert myndighet med solid erfaring og etablerte prosedyrer for både innsamling og kvalitetssikring, og det er all grunn til å ha tillit til deres evne til å sikre påliteligheten og nøyaktigheten av dataene som samles inn. Det er likevel slik at det er matfiskprodusentene som besvarer spørreskjemaet, og feilrapporteringer kan ikke utelukkes. Vi har derfor gjort ytterligere undersøkelser i denne studien for å avdekke mulige feilkilder.

For å styrke forskningens reliabilitet ytterligere, er det gitt detaljerte beskrivelser av hvordan datagrunnlaget er framstilt og behandlet for å sikre kvaliteten på dataen (Sukamolson, 2007). Analysemetodene er systematisk forklart og begrunnet for mulighet til replikasjon, og i vedlegg 1 finnes oversikt over de benyttede kodene. Dette bidrar til å sikre gjennomsiktighet og etterprøvbarehet i forskningsprosessen og fremmer også tillit til studiens funn og konklusjoner (Larsen, 2007). For å sikre begrepsvaliditeten støtter vi oss på tidligere forskning og gjennomfører statistiske tester for å sikre at variablene i analysene representerer matfiskprodusentenes produksjonskostnader (Blumberg et al., 2014).

Oppdrettskostnadene deles gjerne inn etter de primære innsatsfaktorene og driftsoperasjonene i produksjonsprosessen (Iversen et al., 2019), og variablene i studien bygger på de faktorene som vanligvis benyttes i DEA-analyser på oppdrettsnæringen. Vår vurdering er derfor at disse gir et tilfredsstillende bilde av kostnadsforholdene hos matfiskprodusentene.

Den eksterne gyldigheten vurderes som tilfredsstillende ettersom alle med tillatelse til kommersiell produksjon av laks i utgangspunktet skal delta i lønnsomhetsundersøkelsene (Golafshani, 2003). Vi analyserer et representativt utvalg av den norske matfisknæringen med ulike typer selskaper av ulik størrelse og som er geografisk spredt. Resultatene generaliseres ikke utover norske matfiskprodusenter på grunn av kontekstuelle og operative forskjeller som

eksisterer innen både settefisknæringen og andre lands oppdrettsnæring (Ringdal, 2019). Ettersom matfisk og settefisk er to ulike faser i verdikjeden, opererer de naturligvis under ulike forhold og miljøer. Kostnadene øker også i konkurrerende land, men driftsforhold, teknologisk infrastruktur, klimatiske forhold og reguleringspraksis skaper ulike utfordringer hos matfiskprodusentene (Iversen et al., 2019).

4.6 Forskningsmodell

Det er velkjent i litteraturen om DEA at korrekt valg av input- og outputvariabler er nødvendig for pålitelig måling av effektivitet (Golany & Roll, 1989; Nataraja & Johnson, 2011; Peyrache et al., 2020; Wagner & Shimshak, 2007). Resultatene er avhengige av variablene som benyttes, og å utelate produksjonsrelevante variabler og/eller inkludere irrelevante variabler kan bidra til unøyaktige eller feilaktige resultater.

I litteraturen har det også blitt foreslått flere retningslinjer for å begrense antall variabler i forhold til utvalgsstørrelsen (Banker et al., 1989; Cook et al., 2014; Dyson et al., 2001). Ifølge Dyson et al. (2001) er det en fallgrube å ukritisk inkludere inputs og outputs i modellen uten å vurdere hvilken relevans og påvirkning det vil ha på analysen. Utfordringen med DEA er derfor å finne en «sparsommelig» modell som inkluderer så mange variabler som nødvendig, men så få som mulig.

Wagner og Shimshak (2007) argumenterer for at enhver ressurs som brukes av en DMU, bør betraktes som en inputvariabel. Outputvariablene bør stemme overens med ytelses- og aktivitetsmålinger som oppstår når en DMU konverterer ressurser til produkter eller tjenester. I de fleste tilfeller velges variabler ex-ante basert på et utvalg av aktuelle variabler eller ved bruk av aggregerte måleparametere (Peyrache et al., 2020). DEA gir ikke noen veiledning for valg av variabler, og valget overlates derfor til forskerens skjønn, vurderingsevne og ekspertise (Nataraja & Johnson, 2011).

Våre forskningsmodeller er forankret i tidligere studier om effektivitet og produktivitetsutvikling innen lakseoppdrett og egne funn fra hypotesetester og korrelasjonsmatriser. Vi har også tatt selvstendige og kritiske vurderinger for å evaluere om variablene bidrar med forklaringsverdi og dekker de mest sentrale ressursene i produksjon av laks. I tabell 2 er studiens analysevariabler presentert.

Tabell 2: **Studiens analysevariabler**

Input	Output
Fôrforbruk (kg)	Produsert mengde laks (kg)
Smoltkostnad (kr)	
Betalte arbeidstimer (timer)	
Utnyttet kapasitet (m ³)	
Andre driftskostnader (kr) → fiskehelse, miljø/vedlikehold og annet	

4.6.1 Fôrforbruk

Fôr er en den viktigste enkeltkomponenten i produksjon av laks og utgjør en betydelig andel av de totale kostnadene i næringen. Ifølge Iversen et al. (2019) er det fôrkostnadene som har stått for den største kostnadsøkningen i kroner, og BarentsWatch (2024a) oppgir en økning på 18 % fra 2021 til 2022. Fra kostnadsbunnen i 2005 og fram til 2016 har fôrkostnaden økt med 105 % (Iversen et al., 2017). Fôrets andel av totalkostnadene har likevel hatt en nedgang som følge av prosentvis større økning i de andre kostnadspostene (Iversen et al., 2019). I 2015 utgjorde fôrkostnadene 50,4 % av de totale kostnadene og viser en stabil nedgang mot 43 % i 2022 (Fiskeridirektoratet, 2015, 2022a).

Fôrkostnaden varierer i stor grad og avhenger primært av de to hovedfaktorene fôr og fôrfaktor, hvor disse igjen påvirkes av flere underliggende drivere (Misund, 2022).

Gjennomsnittsverdiene varierer naturligvis, men trenden har vært økende for begge på grunn av økt pris og økt fôrforbruk per produserte kilo (Fiskeridirektoratet, 2015, 2022a).

Prisøkningen skyldes både svak kronkurs og bruk av mer energirikt og funksjonelt fôr for raskere vekst og bedre fiskehelse i kampen mot sykdom og lus. Økt behandlingsdødelighet og lavere slaktevekt bidrar også til at matfiskprodusentene benytter seg av mer fôr (Iversen et al., 2017). Fôrfaktoren forklarerer hvor mye fisk produsentene får for fôret som benyttes, og ifølge Fiskeridirektoratet (2022a) bør oppdrettsanleggene ha en fôrfaktor rundt 1. Enkelte oppnår en faktor lavere enn dette, og tilvekst, fôringskontroll, fôrtype, tap og lokalitet er forhold som påvirker fôrfaktoren. I 2022 var gjennomsnittlig fôrfaktor 1,27, men trenden har vært svingende (Fiskeridirektoratet, 2022a).

Fôrforbruket er total mengde anvendt fôr i løpet av perioden, inkludert det som er kjøpt, og justert for eventuelle endringer i lageret fra start til slutt av perioden:

$$Fôrforbruk = fôrkjøp + IB fôrlager \text{ per } 1.1 - UB fôrlager \text{ per } 31.12 \quad (23)$$

Å inkludere fôrforbruk som input gir en indikasjon på den faktiske mengden fôr som benyttes i matfiskprodusentenes produksjonsprosess, og ikke bare den totale fôrkostnaden. Dette er også i overensstemmelse med Asche et al. (2013), Asche og Roll (2013), Aponte (2020), Nilsen (2010), Tveteras og Battese (2006) og Vassdal og Holst (2011). Store matfiskprodusenter kan ha mulighet til å utnytte stordriftsfordeler som gir dem mer gunstige vilkår, blant annet gjennom kvantumsrabatter, og dermed bedre tilgang på råvarer til mer konkurransedyktige priser. Selv om majoriteten av matfiskprodusentene i studien betraktes som store, er det ønskelig å unngå at mindre produsenter rangeres dårligere.

4.6.2 Smoltkostnad

Smolt har en avgjørende rolle som innsatsfaktor i produksjon av laks, men utgjør en vesentlig lavere andel av total kostnadene enn fôrkostnaden. I perioden mellom 2015 og 2022 utgjorde smoltkostnaden mellom 10 % og 12 % av de totale kostnadene (Fiskeridirektoratet, 2015, 2022a). Smolten kan bli satt ut alt fra 14 til 22 måneder før lakseproduksjonen fullføres (Laks, 2023b), og innsatsfaktoren kan ikke direkte knyttes opp til produksjonen det aktuelle året. Det er derfor nødvendig med en forutsetning om at produksjonen har vært stabil over årene. Smoltproduksjonen har hatt nesten konstant vekst i tråd med produksjonsøkningen, og det er liten forskjell mellom produksjon og utsett av smolt (Iversen et al., 2019).

Ifølge Iversen et al. (2019) økte smoltkostnadene over 70 % fra 2010 til 2017, mens utviklingen i analyseperioden viser en økning på 34 % (BarentsWatch, 2024a). Det er flere drivere bak kostnadsutviklingen, deriblant matfiskprodusentenes ønske om å sette ut større smolt. Etter 2012 ble det tillatt med smolt større enn 250 gram (Hagspiel et al., 2018). Dette muliggjør en bedre kapasitetsutnyttelse for matfiskprodusentene hvor de kan omgå flaskehalsen i produksjonen ved å redusere fiskens levetid i sjø (Iversen et al., 2019). Større smolt er også et tiltak for å gjøre laksen mer motstandsdyktig mot sykdommer og lus, og medfører naturligvis høyere enhetskostnader. Mengden solgt laks per utsatt smolt har ikke økt, og dette har resultert i høyere smoltkostnad per kilo slaktet laks (Iversen et al., 2018).

Både smoltkostnad oppgitt i kroner og smoltforbruk oppgitt i kilo anvendes i tidligere forskning (Aponte, 2020; Aponte & Tveterås, 2019; Asche et al., 2013; Vassdal & Holst, 2011). Smoltkostnad som innsatsfaktor tar ikke hensyn til mulige stordriftsfordeler, slik som det blir diskutert under fôrforbruk, og ulike priser kan påvirke effektivitetsscorene til selskapene. Denne variabelen vurderes imidlertid som bedre egnet ettersom smolt anskaffes i pris per stykk. Størrelsen på smolten varierer, særlig med tanke på at det er blitt mer populært

og ønskelig å sette ut større smolt enn tidligere. Følgelig vil smoltkostnad være mer sammenlignbar mellom matfiskprodusentene fremfor smoltforbruk.

4.6.3 Lønnskostnad

Lønnskostnadene til matfiskproduksjon utgjør under 10 % av de totale produksjonskostnadene i hele analyseperioden. Kostnadene blir gradvis lavere i forhold til den totale kostnadsstrukturen i næringen som følge av fremveksten av ny kunnskap og teknologi. Samtidig har produksjonsmessige utfordringer og prisforandringer på innsatsfaktorer bidratt til å forandre kostnadsbildet (Fiskeridirektoratet, 2022a).

Fiskeridirektoratet (2015, 2022a) dokumenterer en generell økning i både gjennomsnittlig lønnskostnad og gjennomsnittlig antall årsverk i løpet av analyseperioden gjennom lønnsomhetsundersøkelsene. Dette skyldes både sammensetningen av utvalget og en reell økning i de totale lønnskostnadene, noe som indikerer at arbeidsinnsatsen har økt. Den gjennomsnittlige lønnskostnaden per selskap har omtrent doblet seg fra 2016 til 2022.

Ifølge Aponte (2020) øker lønnskostnadene med 10 % over perioden 2006 til 2016 og var i tråd med den norske økonomien og arbeidsmarkedet. Fra 2013 og utover påpeker imidlertid Iversen et al. (2019) at kostnader knyttet til lus gjør seg særlig gjeldende. Dette kommer til syne gjennom økte lønnskostnader på grunn av økt arbeidsbelastning. Dersom innleie av dykkeroppdrag, transport eller andre tjenester er benyttet, vil den reelle økningen i arbeidskostnadene være større enn de oppgitte lønnskostnadene (Iversen et al., 2018).

Asche et al. (2013), Asche og Roll (2013), Nilsen (2010), Tveteras og Battese (2006) og Vassdal og Holst (2011) anvender arbeidstimer som direkte mål på faktiske arbeidsinnsats i produksjon av matfisk, mens Aponte (2020) og Aponte og Tveterås (2019) heller benytter innrapporterte lønnskostnader. Enkelte selskaper rapporterer arbeidstimer i hele hundre, men etter vår vurdering er det ikke urimelig å anta at tallene er realistiske og ikke avviker mye fra virkeligheten. Dette ses i sammenheng med at selskapene også rapporterer om antall årsverk i sine årsberetninger. Lønnskostnadene inneholder dessuten en kalkulatorisk eierlønn ettersom det ikke er uvanlig at det tas ut utbytte. Årsaken til avrundingen i arbeidstimer kan trolig tilskrives eierne som beregner arbeidstimene sine, og det er ikke av vår oppfatning at matfiskprodusentene slurver med timeregistreringen.

Denne studien anvender derfor betalte arbeidstimer som en måleenhet for antall arbeidstimer det har blitt utbetalt lønn for. Noen inkluderer både betalte og ubetalte arbeidstimer i sine studier, men ubetalte arbeidstimer er ikke lenger tilgjengelig i datasettet som analyseres.

4.6.4 Utnyttet kapasitet

Utnyttet kapasitet er volumet av sjøareal som matfiskprodusentene bruker til å produsere laks. Det utnyttete volumet er oppgitt av selskapene ved årsslutt og måles i kubikkmeter. Antall merder per oppdrettsanlegg har vært tilnærmet lik i perioden 2005 til 2015, men størrelsen på selve merdene og avstanden mellom dem har økt betraktelig. Dette har resultert i at anleggenes totale størrelse har økt med over 220 % de siste 15 årene (McIntosh et al., 2022). Før var det vanlig at matfiskprodusentene hadde firkantede merder med stålplattformer, mens nå benyttes mest runde plastmerder. Disse er mer fleksible og robuste slik at de kan installeres på steder som er mer utsatt for kraftigere bølger og sterkere strømmer enn det som er mulig med stålplattformssystemer (Pettersen, 2022).

Tidligere var det vanlig å benytte kapitalkostnad eller kapitalbinding som et mål på økonomiske investeringer hos matfiskprodusentene (Aponte, 2020; Aponte & Tveterås, 2019; Asche et al., 2013; Asche & Roll, 2013; Nilsen, 2010; Tveterås & Battese, 2006; Vassdal & Holst, 2011). I 2009 gikk imidlertid Fiskeridirektoratet fra å ha et samfunnsøkonomisk perspektiv i lønnsomhetsundersøkelsene, til å ha et bedriftsøkonomisk perspektiv i stedet. Dette innebar en bortgang fra beregninger av beholdningsverdi på levende fisk, verdi på utstyr og avskrivninger til å benytte verdiene som selskapene oppgir i sine årsregnskap (Fiskeridirektoratet, 2009). Dette medfører blant annet utfordringer i å beregne kapitalkostnaden fordi en bransjebeta vil basere seg på et fåtall med børsnoterte matfiskprodusenter. Det kan i tillegg være vanskelig å anslå de totale verdiene som er bundet opp i selskapene på en tilfredsstillende måte. Kapitalkostnadene er derfor beregnet på ulike måter, hvor Aponte og Tveterås (2019) valgte å benytte verdien av eiendelene som en proxy for kapital, mens blant annet Asche og Roll (2013), Tveterås og Battese (2006) og Nilsen (2010) målte kapital som kostnaden for å skaffe tilsvarende kapitalutstyr på markedet.

Nilsen (2010) benytter variabelen biomasse oppgitt i tonn, Asche et al. (2013) anvender produksjonsareal i kubikkmeter, mens Tveterås og Battese (2006) inkluderer beholdning med levende fisk i merdene på starten av året oppgitt i kilo. Å ta i bruk utnyttet kapasitet som input kan derfor bidra til å reflektere den reelle driftsevnen og gi en direkte indikasjon på produksjonsaktiviteten til matfiskprodusentene.

4.6.5 Andre driftskostnader

Samleposten med andre driftskostnader har vokst til å utgjøre den nest største andelen av totalkostnadene og utgjør omtrentlige 24 % i analyseperioden. Den største absolutte økningen har vært observert siden 2012, og andre driftskostnader har hatt en tredobling fra 2006 til 2018 (Iversen et al., 2019). Den markante økningen skyldes i all hovedsak den biologiske risikoen knyttet til sykdom og lus. Det ble innført strengere lusegrenser i perioden 2008 til 2013, og Misund (2022) hevder at dette kan ha bidratt til økt avlusningsintensitet etter 2012.

Andre driftskostnader inneholder en rekke komponenter innen de fire underkategoriene helse, miljø, vedlikehold og annet (Fiskeridirektoratet, 2022a). Fiskeridirektoratet begynte først å rapportere disse i 2015, noe som gjør det utfordrende å vurdere hvilke av kategoriene som har vært den viktigste kostnadsdriveren (Misund, 2022).

Helsekostnader er kostnader som medgår til fiskehelse slik som renseskik, avlusning, vaksiner og veterinær. Miljøkostnader inkluderer blant annet miljøundersøkelser og dykking, mens vedlikeholdskostnader er knyttet til vedlikehold av sjøanlegg og produksjonsutstyr. Annet er øvrige kostnader som omfatter administrasjon, innleide tjenester, energi og transport. Denne kategorien inneholder også eventuelle kostnader til annen virksomhet som ikke relateres til matfiskproduksjon av laks slik som settefiskanlegg, slakteri og brønnbåttjenester (Fiskeridirektoratet, 2022a).

Det har vist seg utfordrende for selskaper å skille miljø fra vedlikehold, og enkelte miljøkostnader kan derfor være ført som vedlikehold (Fiskeridirektoratet, 2022a). Dette samsvarer med funn fra datamaterialet ettersom mange selskaper rapporterer null i verdi for miljøkostnad. En dykkeoperasjon for å inspisere merder kan betraktes som både miljørelatert og vedlikehold for å unngå miljøskade og opprettholde anleggets funksjonalitet. Vi velger derfor å slå sammen miljø- og vedlikeholdskostnadene.

Aponte og Tveterås (2019) og Vassdal og Holst (2011) inkluderer også andre driftskostnader som input i deres forskning da disse kostnadene er en nødvendig del av den funksjonelle driften. Tveterås og Battese (2006) anvender variabelen materialer i stedet, men beskriver de samme kostnadselementene slik som vedlikehold, reparasjoner, strøm og leie.

4.6.6 Produsert mengde laks

Produsert mengde laks har en økende trend fra 1,30 millioner tonn i 2015 til 1,56 millioner tonn i 2022 (BarentsWatch, 2024b). På samme vis har kostnadene per kilo produsert laks vært

økende over flere år hvor gjennomsnittlig kostnad har økt fra 35,73 kroner i 2015 til 49,12 kroner i 2022, oppgitt i 2022-kroner (Fiskeridirektoratet, 2015, 2022a).

Produksjonsmengden laks er direkte knyttet til hovedformålet til matfiskprodusentene, som er å maksimere mengden laks produsert for salg. Fiskeridirektoratet innhenter månedlig biomassedata for kontrollformål, noe som bidrar til en kvantifiserbar og pålitelig outputvariabel. Produsert mengde laks er en konkret indikator på matfiskprodusentenes ytelse med hensyn til ressursbruk og legger til rette for vurdering av selskapenes ressursutnyttelse. Produsert mengde laks benyttes i en rekke studier og er en etablert outputvariabel (Aponte, 2020; Aponte & Tveterås, 2019; Asche & Roll, 2013; Nilsen, 2010; Vassdal & Holst, 2011).

For å sikre en konsistent vektklasse i produksjonsberegningen, har Fiskeridirektoratet valgt å omregne levende fisk til rund vekt etter sulting og bløgging. Omregningsfaktoren er hentet fra den norske standarden for dokumentasjon av laks og regnbueørret (NS9417:2012) og er satt til 1,067. Ettersom det er utfordrende å skille mellom laks og regnbueørret i produksjonsberegningen, og at regnbueørret utgjør en liten del av den totale produksjonsmengden, er omregningsfaktoren for laks benyttet (Fiskeridirektoratet, 2022a).

Produsert mengde laks er beregnet på følgende måte av Fiskeridirektoratet for hele perioden:

$$\begin{aligned} \text{Produsert mengde laks} = & \\ & (\text{solgt mengde} + \text{frossenfisk pr. 31.12}) \\ & + \left(\frac{\text{biomasse pr. 31.12} - \text{vekt på årets utsatt smolt} - \text{biomasse pr. 1.1}}{1,067} \right) \end{aligned} \quad (24)$$

4.7 Prisjustering av variablene

Studien har en analyseperiode som strekker seg fra 2015 til 2022 hvor datamaterialet ikke er justert for prisendringer over tid. Det er nødvendig å korrigere for inflasjon for å sikre at endringene i variablene ikke bare skyldes prisøkninger, men gjenspeiler reelle forandringer.

Inflasjon måles vanligvis ved hjelp av konsumprisindeksen (KPI) og beskriver den gjennomsnittlige prisutviklingen for varer og tjenester som private husholdninger etterspør. Prisutvikling på varer i produsentleddet ved salg til det norske markedet og eksport kan måles ved produsentprisindeksen (PPI), men statistikken dekker kun enkelte produksjonsområder. Prisindeks for førstegangsomsetning innenlands (PIF) måler prisutviklingen i første

omsetningsledd i det norske markedet, men vurderes ikke som relevant ettersom vi ikke prisjusterer produksjon (Statistisk sentralbyrå, 2024a, 2024b, 2024c). KPI vurderes derfor som den mest egnede indikatoren å benytte. Selv om indeksen kan deles inn i kategorier eller underindekser, hvor fisk og sjømat er en av disse, foretrekkes totalindeksen for å ta hensyn til et bredere spekter av generelle prisendringer i økonomien. Tabell 3 viser en oversikt over totalindeksen med 2015 som referanseår.

Tabell 3: **Konsumprisindeks fra 2015 til 2022** (Statistisk sentralbyrå, 2024c)

År	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Totalindeks	100	103,6	105,5	108,4	110,8	112,2	116,1	122,8
Utvikling i %		3,60	1,83	2,75	2,21	1,26	3,48	5,77
Utvikling i %-poeng		3,60	1,90	2,90	2,40	1,40	3,90	6,70

Variablene smoltkostnad, fiskehelse, miljø/vedlikehold og annet prisjusteres til kroneverdi i 2022 for å gjenspeile dagens økonomiske forhold og prisnivå. Utregning av nyttkronebeløp beregnes på følgende måte ved bruk av indeksene direkte:

$$\text{Verdi kronebeløp i 2022} = \text{Beløp} * \frac{122,8}{\text{Totalindeks}} \quad (25)$$

4.8 Rensing av data

Rensing av data er en viktig forberedelse før enhver analyse og bidrar til å sikre pålitelighet og representativitet av dataene. Bogetoft og Otto (2011) redegjør for flere grunner til at outliers kan oppstå, slik som feil i dataene, at DMU-er er svært atypiske, eller at observasjonene passer dårlig sammen med resten som følge av et annet prestasjonsnivå.

Smiti (2020) påpeker betydningen av å skille mellom støy i datasettet og mulige outliers. Innenfor dataanalyse refererer støy til data som ikke tilfører relevant eller nyttig informasjon til analysene. Dette inkluderer feilaktige datatyper, feilskrevne verdier og manglende observasjoner som ikke gir innsikt eller bidrar til å trekke konklusjoner fra datasettet. Støyende data bør generelt fjernes fra datasettet for å opprettholde kvaliteten og sikre mer nøyaktige analyser. Til forskjell fra støy, krever tilfeller med outliers en grundigere vurdering for å unngå feilslutninger i resultatene. På en annen side kan de også bidra til verdifull informasjon og innsikt som indikerer spesielle forhold, og det er derfor nødvendig å vurdere hvert enkelt tilfelle av en mulig outlier.

Støy

Alle observasjoner med nullverdier fjernes fra datasettet.

Feil i datasettet

Misforståelser kan oppstå i spørsmålsformuleringen når matfiskprodusentene besvarer spørreskjemaet eller at tall føres inn feil slik at feilrapporteringer oppstår. Det kan også forekomme feil under Fiskeridirektoratets manuelle bearbeiding i etterkant av innsamlingen.

I det tilsendte datasettet har feil kolonne blitt brukt til kostnadsinndelingen av andre driftskostnader. Denne samleposten består av spesifiserte kostnader for helse, vedlikehold, miljø og annet. Sistnevnte post med «annet» inneholdt negative verdier for 2015 og 2022 og ble beregnet manuelt av oss. Ytterligere to observasjoner ble identifisert med negative verdier i 2019 og 2021 hvor de spesifiserte kostnadene til sammen utgjorde en høyere sum enn de totale andre driftskostnadene. Disse fjernes i sin helhet.

Atypiske og ekstreme observasjoner

Atypiske observasjoner skiller seg ut fra resten av datasettet ved å være uvanlige eller unormale. Disse observasjonene kan skyldes feil i datainnsamlingen eller målefeil, men kan også representere reelle, men uvanlige situasjoner. Observasjoner som utmerker seg med svært høy eller svært lav ytelse sammenlignet med øvrige observasjoner, klassifiseres derimot som ekstreme. Disse er ønskelig å fjerne ettersom de kan bidra til å skape en forvrengt representasjon av effektivitetsfronten. Det gjennomføres en runde med supereffektivitet med både CRS- og VRS-måling for å fange opp slike observasjoner før ulike modeller testes. Alle med effektivitetsscore over 1,8 fjernes fra datasettet. Endelig forskningsmodell renses ytterligere, og fullstendig fremgangsmåte for rensing forklares i kapittel 4.12.

4.9 Hypotesetest av andre driftskostnader

Hypotesetesting bidrar å vurdere om det foreligger signifikante forskjeller mellom ulike modellsammensetninger og er verdifulle for å utarbeide en modell med høy forklaringsverdi. Variablene i modellen er anerkjente i forskningslitteraturen, og det er ikke nødvendig å teste samtlige (Aponte, 2020; Aponte & Tveterås, 2019; Asche & Roll, 2013; Nilsen, 2010; Vassdal & Holst, 2011). Dekomponeringen av andre driftskostnader er derimot ny, og det er ønskelig å undersøke denne inputvariabelen nærmere.

Banker-testene utføres på et 5 % signifikansnivå ved forutsetning om både CRS og VRS for å undersøke om det er vesentlige forskjeller i resultatene. Teststatistikken presenteres med forutsetning om henholdsvis eksponentialfordelte (T_{EX}) og halvnormalfordelte (T_{HN}) effektivitetsscorer med tilhørende kritiske verdier. Det gjennomføres også en Kolmogorov-Smirnov-test (KS) for å styrke konklusjonen til Banker-testene om hvorvidt det eksisterer eller ikke eksisterer signifikant forskjellige effektivitetsestimater i de ulike modellene.

4.9.1 Hypotesetest av ADK

I første test vurderes det om andre driftskostnader har en signifikant forklarende verdi med følgende hypoteser:

$$H_0 : g_1 = g_2 \text{ mot } H_1 : g_1 \neq g_2 \quad (26)$$

$$g_1: \text{Fôrforbruk} + \text{smoltkostnad} + \text{lønnskostnad} + \text{utnyttet kapasitet}$$

$$g_2: \text{Fôrforbruk} + \text{smoltkostnad} + \text{lønnskostnad} + \text{utnyttet kapasitet} + \text{andre driftskostnader} \quad (27)$$

Resultatene fra første test er presentert i tabell 4 og 5 for henholdsvis CRS og VRS.

Tabell 4: Resultater hypotesetest 1 av ADK – under CRS

År	T_{EX}		T_{HN}		KS	
	Kalkulert	Kritisk	Kalkulert	Kritisk	D	p-verdi
2015	1,335	1,292	1,631	1,438	0,241	0,008
2016	1,259	1,312	1,328	1,469	0,189	0,071
2017	1,282	1,317	1,382	1,477	0,194	0,066
2018	1,330	1,333	1,499	1,504	0,212	0,051
2019	1,336	1,314	1,375	1,473	0,233	0,019
2020	1,227	1,322	1,362	1,486	0,186	0,090
2021	1,334	1,322	1,517	1,486	0,229	0,026
2022	1,076	1,317	1,132	1,477	0,097	0,502

Tabell 5: Resultater hypotesetest 1 av ADK – under VRS

År	T _{EX}		T _{HN}		KS	
	Kalkulert	Kritisk	Kalkulert	Kritisk	D	p-verdi
2015	1,407	1,292	1,775	1,438	0,205	0,028
2016	1,239	1,312	1,305	1,469	0,149	0,185
2017	1,293	1,317	1,353	1,477	0,153	0,167
2018	1,334	1,333	1,452	1,504	0,197	0,069
2019	1,393	1,314	1,527	1,473	0,219	0,028
2020	1,334	1,322	1,373	1,486	0,186	0,079
2021	1,427	1,322	1,586	1,486	0,186	0,083
2022	1,182	1,317	1,243	1,477	0,139	0,239

Testverdiene viser at T_{EX} og T_{HN} er både høyere og lavere enn kritisk verdi ved forutsetning om både CRS og VRS. Resultatene forteller at modellene ikke er signifikant forskjellige og at det ikke er mulig å forkaste nullhypotesen H₀. Dette bekreftes også av KS-testen. Dette gir indikasjoner om at kostnadsbelastningen er lik hos alle matfiskprodusentene og gir støtte til argumentet om at det er hensiktsmessig å splitte denne kostnadsposten ytterligere. Resultatene er imidlertid ikke entydige, og det besluttes å beholde denne modellen for videre analyser.

4.9.2 Hypotesetest av dekomponering av ADK

I andre test vurderes det om en dekomponering av andre driftskostnader i helse, miljø/vedlikehold og annet har en signifikant forklarende verdi med følgende hypoteser:

$$H_0 : g_1 = g_2 \text{ mot } H_1 : g_1 \neq g_2 \quad (28)$$

$$g_1: \text{Fôrforbruk} + \text{smoltkostnad} + \text{lønnskostnad} + \text{utnyttet kapasitet}$$

$$g_2: \text{Fôrforbruk} + \text{smoltkostnad} + \text{lønnskostnad} + \text{utnyttet kapasitet} + \text{helse} + \text{miljø/vedlikehold} + \text{annet} \quad (29)$$

Resultatene fra andre test er presentert i tabell 6 og 7 for henholdsvis CRS og VRS.

Tabell 6: Resultater hypotesetest 2 av ADK dekomponert – under CRS

År	T _{EX}		T _{HN}		KS	
	Kalkulert	Kritisk	Kalkulert	Kritisk	D	p-verdi
2015	2,064	1,292	3,126	1,438	0,470	0,000
2016	1,689	1,312	1,959	1,469	0,311	0,001
2017	1,677	1,317	2,026	1,477	0,292	0,002
2018	1,874	1,333	2,384	1,504	0,348	0,000
2019	1,683	1,314	1,755	1,473	0,342	0,000
2020	1,548	1,322	1,775	1,486	0,357	0,000
2021	2,051	1,322	2,451	1,486	0,414	0,000
2022	1,338	1,317	1,510	1,477	0,222	0,028

Tabell 7: Resultater hypotesetest 2 av ADK dekomponert – under VRS

År	T _{EX}		T _{HN}		KS	
	Kalkulert	Kritisk	Kalkulert	Kritisk	D	p-verdi
2015	2,588	1,292	3,985	1,438	0,349	0,000
2016	1,743	1,312	1,990	1,469	0,284	0,002
2017	1,849	1,317	2,132	1,477	0,292	0,002
2018	1,991	1,333	2,457	1,504	0,318	0,001
2019	2,076	1,314	2,513	1,473	0,315	0,001
2020	1,753	1,322	1,775	1,486	0,314	0,001
2021	2,112	1,322	2,315	1,486	0,357	0,000
2022	1,618	1,317	1,824	1,477	0,264	0,006

Testverdiene for T_{EX} og T_{HN} er høyere enn kritisk verdi for samtlige år ved forutsetning om både CRS og VRS. Testen indikerer derfor at effektivitet beregnet med og uten en dekomponering av andre driftskostnader som inputvariabel fører til signifikante forskjeller. Dette bekreftes også av KS-testen. Basert på testresultatene forkastes nullhypotesen, og det besluttes også å inkludere en dekomponering av kostnadsposten andre driftskostnader.

4.10 Variablenes korrelasjon

Ved å dekomponere andre driftskostnader, øker antallet variabler som inkorporeres i forskningsmodellen sammenlignet med tidligere studier. Flere variabler i en DEA-analyse øker sannsynligheten for å identifisere unike kombinasjoner av inputs og outputs slik at flere blir effektive (Wagner & Shimshak, 2007). Å undersøke variablenes korrelasjon er derfor hensiktsmessig for å vurdere om hver innsatsfaktor i modellen bidrar med ytterligere informasjon og om det er mulig at antall variabler kan reduseres. Korrelasjonsmatrisen presenteres i tabell 8.

Tabell 8: **Korrelasjonsmatrise** – for inputs og output

	Fôr	Smolt	Arbeid	Kapasitet	ADK	Helse	Miljø/vedl	Annet	Produsert mengde
Fôr	1	0,950	0,974	0,975	0,914	0,922	0,953	0,769	0,988
Smolt	0,950	1	0,930	0,940	0,885	0,897	0,931	0,740	0,933
Arbeid	0,974	0,930	1	0,949	0,895	0,886	0,924	0,762	0,969
Kapasitet	0,975	0,940	0,949	1	0,919	0,919	0,944	0,765	0,976
ADK	0,914	0,885	0,895	0,919	1	0,828	0,894	0,950	0,931
Helse	0,922	0,897	0,886	0,919	0,828	1	0,927	0,615	0,901
Miljø/vedl	0,953	0,931	0,924	0,944	0,894	0,927	1	0,724	0,945
Annet	0,769	0,740	0,762	0,765	0,950	0,615	0,724	1	0,805
Produsert mengde	0,988	0,933	0,969	0,976	0,931	0,901	0,945	0,805	1

Det er sterk positiv korrelasjon mellom hver enkelt input og output, hvor koeffisientene befinner seg i intervallet mellom 0,805 til 0,988. Resultatene indikerer at det er stor grad av ønskelig sammenheng mellom innsatsfaktorene og produsert mengde laks. Den interne korrelasjonen mellom inputvariablene er også høy, men dette gjelder for samtlige variabler. Det er imidlertid ingen variabler som er perfekt korrelerte. Ifølge Dyson et al. (2001) bør det unngås å fjerne variabler utelukkende basert på korrelasjon, og samtlige inputvariabler beholdes for videre analyser med hensyn til studiens formål og ønsket om å gjengi innsatsfaktorene i produksjonsprosessen på best mulig vis.

4.11 Test av skalaforutsetning

Det anvendes Banker-tester med like forutsetninger og metodisk utgangspunkt som tidligere, for å undersøke om ulike skalaforutsetninger gir signifikant forskjellige effektivitetsestimater. Testen utføres også her med et signifikansnivå på 5 % med forutsetning om både eksponentialfordelte (T_{EX}) og halvnormalfordelte (T_{HN}) effektivitetsscorer med tilhørende kritiske verdier. På lik linje gjennomføres også Kolmogorov-Smirnov-test (KS).

Følgende hypoteser testes:

$$H_0: CRS = VRS \text{ mot } H_1: CRS \neq VRS \quad (30)$$

Resultatene hypotesetest av skalaforutsetninger er presentert i tabell 9 og 10 for henholdsvis modell ADK og modell ADK dekomponert.

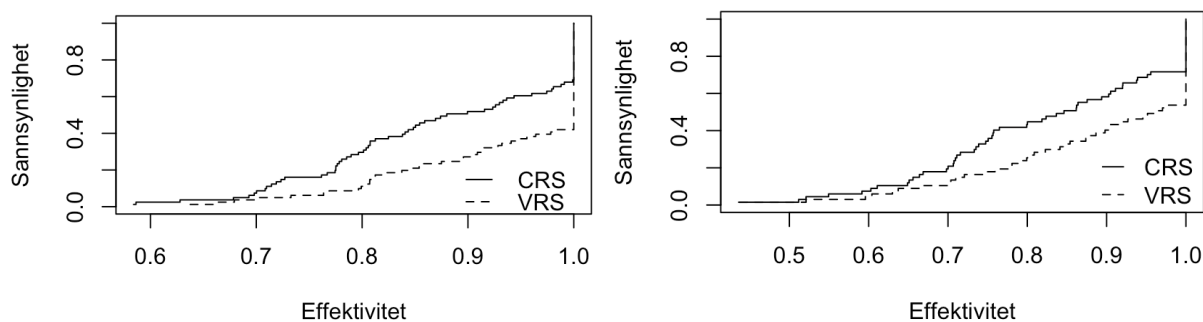
Tabell 9: Resultater hypotesetest av skalaforutsetninger – for modell ADK

År	T _{EX}		T _{HN}		KS	
	Kalkulert	Kritisk	Kalkulert	Kritisk	D	p-verdi
2015	1,637	1,296	1,898	1,444	0,272	0,002
2016	1,289	1,317	1,335	1,477	0,167	0,130
2017	1,511	1,330	1,722	1,499	0,239	0,020
2018	1,284	1,349	1,297	1,529	0,180	0,121
2019	1,580	1,330	1,873	1,499	0,239	0,020
2020	1,681	1,324	1,861	1,490	0,319	0,001
2021	1,567	1,324	1,726	1,490	0,304	0,002
2022	1,450	1,330	1,568	1,499	0,239	0,021

Tabell 10: Resultater hypotesetest av skalaforutsetninger – for modell ADK dekomponert

År	T _{EX}		T _{HN}		KS	
	Kalkulert	Kritisk	Kalkulert	Kritisk	D	p-verdi
2015	1,908	1,296	2,176	1,444	0,272	0,001
2016	1,349	1,317	1,376	1,477	0,208	0,037
2017	1,670	1,330	1,846	1,499	0,254	0,011
2018	1,509	1,349	1,555	1,529	0,279	0,006
2019	1,928	1,330	1,488	1,499	0,269	0,006
2020	1,763	1,324	1,884	1,490	0,304	0,001
2021	1,513	1,324	1,558	1,490	0,217	0,027
2022	1,554	1,330	1,656	1,499	0,224	0,030

Kalkulert verdi for T_{EX} og T_{HN} er høyere enn kritisk verdi for nesten samtlige år for modellene uten og med dekomponering av andre driftskostnader. Testen indikerer at det er signifikante forskjeller i effektivitetsestimaterne mellom CRS og VRS, og at nullhypotesen kan forkastes. KS-testen bekrefter også det samme. Resultatene viser at det er av betydning hvorvidt CRS eller VRS benyttes, og begge vil anvendes i videre analyser. Forskjeller i skalaforutsetninger for årene 2015 og 2022 er illustrert i figur 16 for modell ADK dekomponert.



Figur 16: Test av skalaforutsetninger i 2015 og 2022 – for modell ADK dekomponert

4.12 Endelig analyseutvalg

Tabell 11 gir en oversikt over studiens endelige analyseutvalg. Den inneholder antall observasjoner som er fjernet på grunn av feil i datasett, nullobservasjoner, supereffektivitet i beste og verste praksis, og ekstreme verdier fra Malmquist produktivitetsindeks (MPI).

Tabell 11: Endelig utvalg 2015 til 2022 – Studiens utvalg etter rensing av data

	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Populasjon	88	84	82	76	77	82	81	81
Feil i datasettet	0	0	0	0	1	0	1	0
Nullobservasjoner	3	6	6	8	3	9	4	8
Supereffektiv (beste praksis)¹	4	6	8	7	4	4	7	4
Supereffektiv (verste praksis)²	0	0	1	0	2	0	0	2
Malmquist produktivitetsindeks	0	1	1	1	4	5	4	2
Utvalg for analyse	81	71	66	60	63	64	65	65

1, 2 Etter gjennomføring av 4 runder på beste praksis og 2 runder på verste praksis

Totalt har 47 nullobservasjoner og 2 feil i datasettet blitt fjernet. Første runde med supereffektivitet ble gjennomført før variabelen annen driftskostnad ble testet. Alle observasjoner med score over 1,8 ble fjernet i likhet med Vassdal og Holst (2011).

Mohammadi et al. (2015) betrakter alle observasjoner med en score over 1,2 som outliers. Banker og Chang (2006) velger en mellomting med grense på 1,6, mens Avkiran (2011) setter en grense på 2. Det er derfor en subjektiv vurdering hvor grensen bør settes, og tilnærmingene kan variere basert på studiens fokus, datasettets natur og forskernes skjønn. Det ble ikke identifisert vesentlig forskjell i antall supereffektive ved ytterligere reduksjon eller økning i grensen, og 1,8 vurderes som tilfredsstillende. Dette resulterte i at 21 observasjoner ble fjernet. På grunn av teknologiske forutsetninger vil det være en observasjon som ikke får resultater (Inf) i VRS, og analysen er støttet opp med CRS for å undersøke scorene ytterligere.

I etterkant av modellvalget ble det gjennomført tre iterasjoner med supereffektivitet. I andre runde ble 16 observasjoner fjernet, deretter 6 observasjoner i tredje runde og 1 observasjon i fjerde og siste runde. I tillegg ble det utført grafiske analyser hvor en input ble plottet mot output for å identifisere atypiske eller ekstreme observasjoner. Det er også kontrollert at ingen observasjoner har et standardavvik større enn to ganger gjennomsnittet.

For å sikre at alle observasjonene danner en gjennomsnittlig klynge som er representativ for næringen, er det også gjennomført to iterasjoner med verste praksis. Med en grense på 0,6 ble 3 observasjoner fjernet i første runde og 2 observasjoner i andre runde. Verken visuelle inspeksjoner eller observasjoner med høyt standardavvik avslørte signifikant avvikende datapunkter utover de som tidligere ble identifisert som supereffektive.

Under gjennomføringen av MPI ble det identifisert observasjoner med ekstremt høye verdier. Alle med verdier over 1,6 ble fjernet og resulterte i eliminering av 18 observasjoner.

4.13 Deskriptiv statistikk

I tabell 12 presenteres deskriptiv statistikk for variablene i det endelige utvalget for 2015 til 2022. Ulike driftsforhold fører til betydelige variasjoner mellom matfiskprodusentene. Det observeres også en generell økning i flere av variablene i løpet av perioden. I vedlegg 2 ligger en fullstendig oversikt over deskriptiv statistikk for hvert av årene.

Tabell 12: *Deskriptiv statistikk – for hele perioden 2015 til 2022*

	Gjennomsnitt	Standardavvik	Min.	Maks.
Fôrforbruk	18 251 352	35 033 528	1 005 366	385 757 000
Smoltkostnad	56 248 494	99 303 098	2 514 150	1 169 594 000
Betalte arbeidstimer	89 479	173 975	2 298	1 667 899
Utnyttet kapasitet	1 028 569	2 014 475	30 000	22 943 712
ADK	160 980 416	322 373 509	5 611 109	3 187 918 952
Fiskehelse	33 226 297	84 315 954	104 929	1 147 034 000
Miljø/vedlikehold	28 203 232	54 005 567	176 459	653 556 000
Annet	99 550 887	215 152 400	575 065	2 403 587 430
Produsert mengde	14 735 475	29 322 384	810 423	298 053 070

5 Resultater

Studiens resultater presenteres for to ulike modeller. MOD_{ADK} benytter inputvariabelen andre driftskostnader, mens MOD_{DEKOMP} inkluderer de tre inputene fiskehelse, miljø/vedlikehold og annet. Vi påpeker at modellene opererer med ulikt antall inputvariabler. Formålet med modellene er ikke en direkte sammenligning, men heller å utforske den ytterligere informasjonen en dekomponering av andre driftskostnader gir. Kapittelet innledes med effektivitetsanalyser gjort med Data Envelopment Analysis (DEA), etterfulgt av skalaeffektivitet (SE). Deretter presenteres produktivitetsutviklingen gjennom Malmquist produktivitetsindeks (MPI), tester for størrelsesgruppering og BCG-matriser.

5.1 Resultater fra Data Envelopment Analysis

5.1.1 Effektivitet ved forutsetning om konstant skalautbytte

Gjennomsnittlig teknisk effektivitet, eller totaleffektivitet, ved forutsetning om konstant skalautbytte (TE_{CRS}) presenteres i tabell 13 og 14 for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} .

Tabell 13: Gjennomsnittlig TE_{CRS} – for MOD_{ADK}

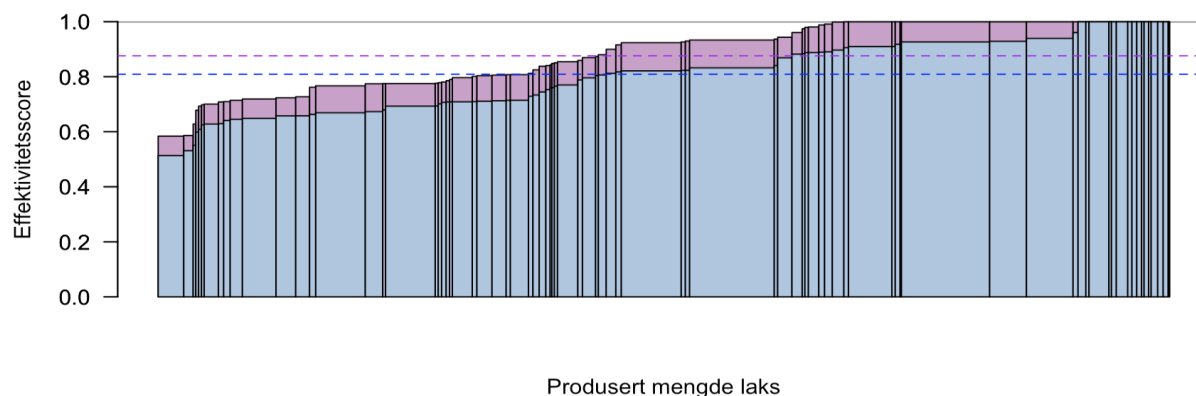
År	Effektivitetsscore	Standardavvik	Min.	Antall effektive	Antall obs.	Antall eff. i %
2015	0,809	0,138	0,514	16	81	19,8 %
2016	0,782	0,160	0,461	12	71	16,9 %
2017	0,802	0,165	0,442	17	66	25,8 %
2018	0,889	0,110	0,597	17	60	28,3 %
2019	0,853	0,149	0,359	17	63	27,0 %
2020	0,833	0,134	0,572	14	64	21,9 %
2021	0,834	0,129	0,544	12	65	18,5 %
2022	0,770	0,156	0,416	10	65	15,4 %

Tabell 14: Gjennomsnittlig TE_{CRS} – for MOD_{DEKOMP}

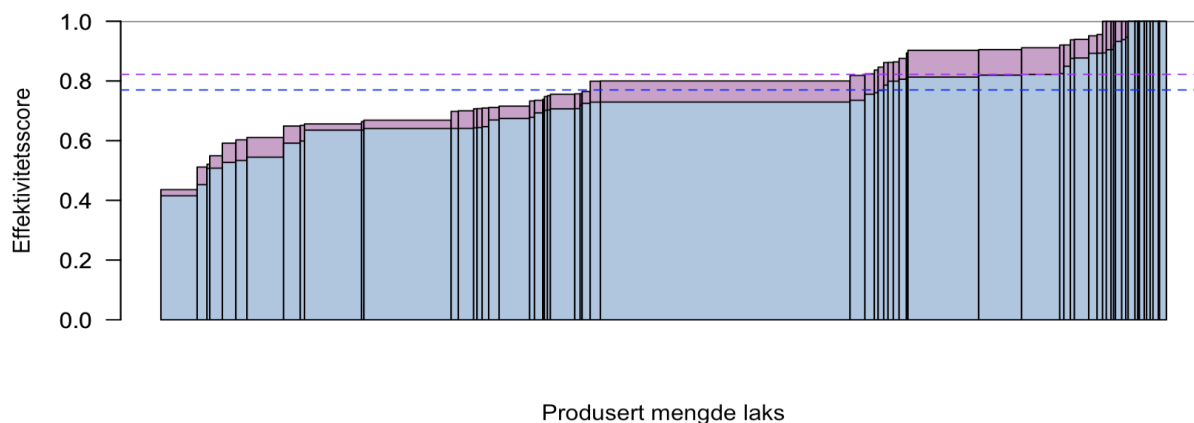
År	Effektivitetsscore	Standardavvik	Min.	Antall effektive	Antall obs.	Antall eff. i %
2015	0,876	0,120	0,584	25	81	30,9 %
2016	0,838	0,152	0,465	22	71	31,0 %
2017	0,847	0,147	0,500	22	66	33,3 %
2018	0,920	0,095	0,647	21	60	35,0 %
2019	0,881	0,136	0,414	23	63	36,5 %
2020	0,873	0,132	0,591	24	64	37,5 %
2021	0,895	0,127	0,572	25	65	38,5 %
2022	0,822	0,153	0,436	17	65	26,2 %

Gjennomsnittlig TE_{CRS} varierer gjennom tidsperioden og viser en effektivitetsscore mellom 77,0 % og 88,9 % for MOD_{ADK} og mellom 82,2 % og 92,0 % for MOD_{DEKOMP} . Dette innebærer at matfiskprodusentene kan redusere innsatsfaktorene med inntil 23 % for å bli teknisk effektive, gitt at produsert mengde laks holdes konstant. 2016 og 2022 utpeker seg som årene med lavest gjennomsnittlig TE_{CRS} , mens 2018 har høyest TE_{CRS} i løpet av perioden.

Både små og store matfiskprodusenter er effektive i 2015, og i figur 17 er det ikke tegn til at produksjonsstørrelse samsvarer med effektivitetsscorene. Hver søyle representerer et selskap, og bredden på søylen indikerer størrelsen på selskapet i forhold til produksjonsmengde. Søylene er ordnet i stigende rekkefølge slik at de med lavest effektivitet er plassert til venstre og de med høyest effektivitet til høyre. MOD_{ADK} er nederst i figuren, mens MOD_{DEKOMP} er øverst, og de stiplede linjene viser gjennomsnittlig effektivitet for hver av modellene. I 2022 er kun de minste produsentene effektive, og figur 18 viser en selskapsstruktur med færre og større produsenter enn tidligere perioder. Diagram for resterende år finnes i vedlegg 3.



Figur 17: Gjennomsnittlig TE_{CRS} i 2015 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}



Figur 18: Gjennomsnittlig TE_{CRS} i 2022 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}

5.1.2 Effektivitet ved forutsetning om variabelt skalautbytte

Gjennomsnittlig teknisk effektivitet, eller ren teknisk effektivitet, ved forutsetning om variabelt skalautbytte (TE_{VRS}) presenteres i tabell 15 og 16 for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} .

Tabell 15: Gjennomsnittlig TE_{VRS} – for MOD_{ADK}

År	Effektivitetsscore	Standardavvik	Min.	Antall effektive	Antall obs.	Antall eff. i %
2015	0,883	0,126	0,610	31	81	38,3 %
2016	0,832	0,161	0,484	23	71	32,4 %
2017	0,869	0,147	0,540	24	66	36,4 %
2018	0,915	0,106	0,598	26	60	43,3 %
2019	0,910	0,118	0,608	28	63	44,4 %
2020	0,899	0,119	0,610	26	64	40,6 %
2021	0,891	0,121	0,544	24	65	36,9 %
2022	0,843	0,157	0,422	20	65	30,8 %

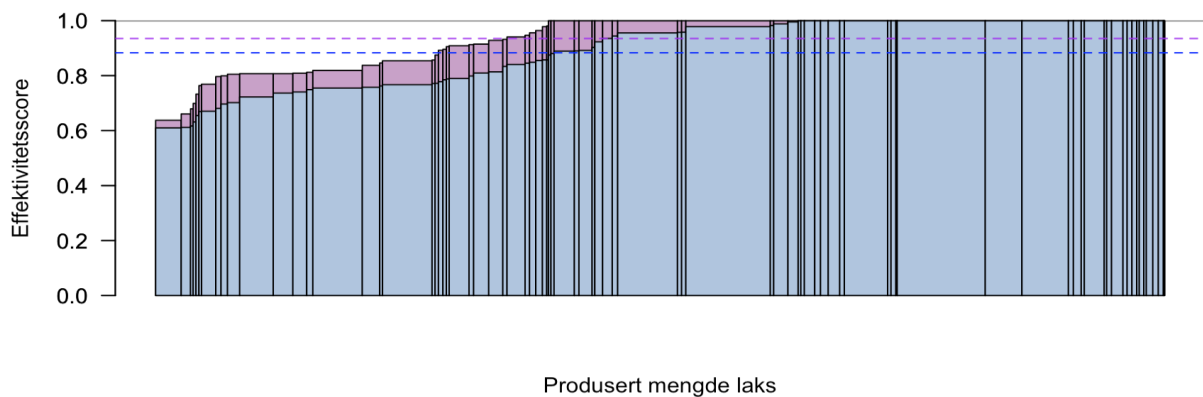
Tabell 16: Gjennomsnittlig TE_{VRS} – for MOD_{DEKOMP}

År	Effektivitetsscore	Standardavvik	Min.	Antall effektive	Antall obs.	Antall eff. i %
2015	0,935	0,097	0,638	47	81	58,0 %
2016	0,881	0,146	0,500	35	71	49,3 %
2017	0,908	0,126	0,555	32	66	48,5 %
2018	0,949	0,083	0,665	36	60	60,0 %
2019	0,943	0,094	0,623	37	63	58,7 %
2020	0,928	0,109	0,632	36	64	56,3 %
2021	0,928	0,111	0,573	38	65	58,5 %
2022	0,887	0,143	0,437	30	65	46,2 %

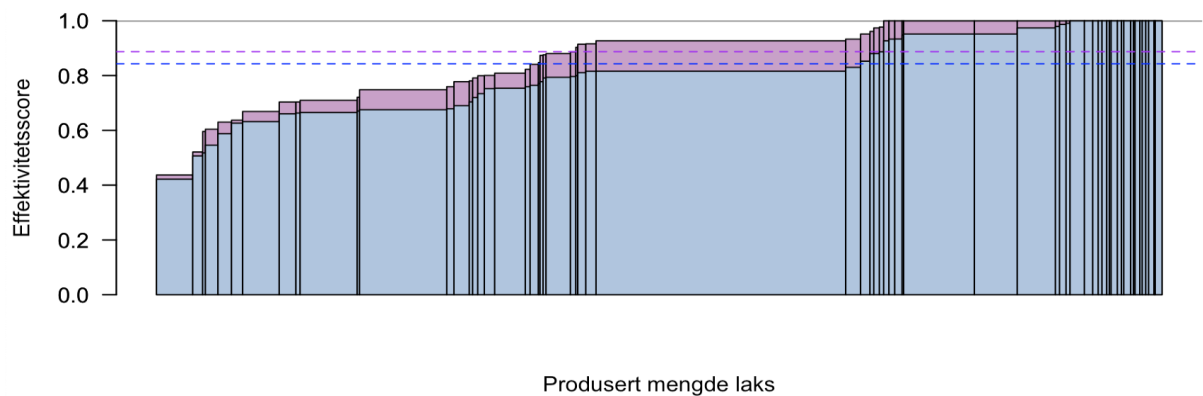
Gjennomsnittlig effektivitetsscore og antall effektive matfiskprodusenter er som forventet høyere ved TE_{VRS} enn TE_{CRS} og viser lik trend med variasjon over tidsperioden.

Gjennomsnittlig TE_{VRS} ligger mellom 84,3 % og 91,5 % for MOD_{ADK} og mellom 88,7 % og 94,9 % MOD_{DEKOMP} . I likhet med TE_{CRS} , utpeker 2016 og 2022 seg som årene med lavest gjennomsnittlig TE_{VRS} , mens 2018 har høyest TE_{VRS} i løpet av perioden.

Figur 19 og 20 viser de samme tendensene som effektivitetsscorene TE_{CRS} , og diagram for resterende år finnes i vedlegg 4.

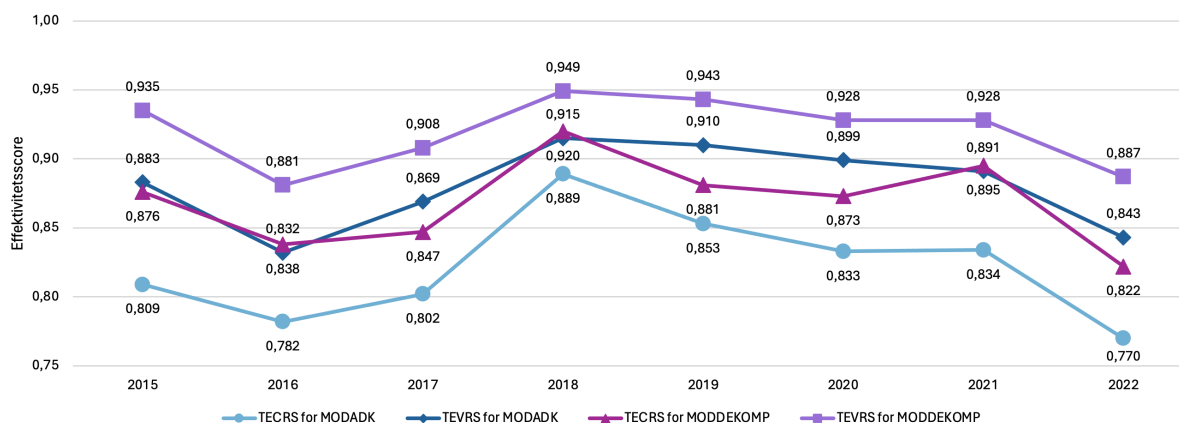


Figur 19: Gjennomsnittlig TE_{VRS} i 2015 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}



Figur 20: Gjennomsnittlig TE_{VRS} i 2022 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}

Figur 21 illustrerer utviklingen i de gjennomsnittlige effektivitetsscorene TE_{CRS} og TE_{VRS} for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} samlet.



Figur 21: Gjennomsnittlig TE_{CRS} og TE_{VRS} i 2015 til 2022 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}

5.1.3 Skalaeffektivitet

Utviklingen i matfiskprodusentenes skalaeffektivitet (SE) presenteres i tabell 17 og 18 for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}.

Tabell 17: Gjennomsnittlig SE – for MOD_{ADK}

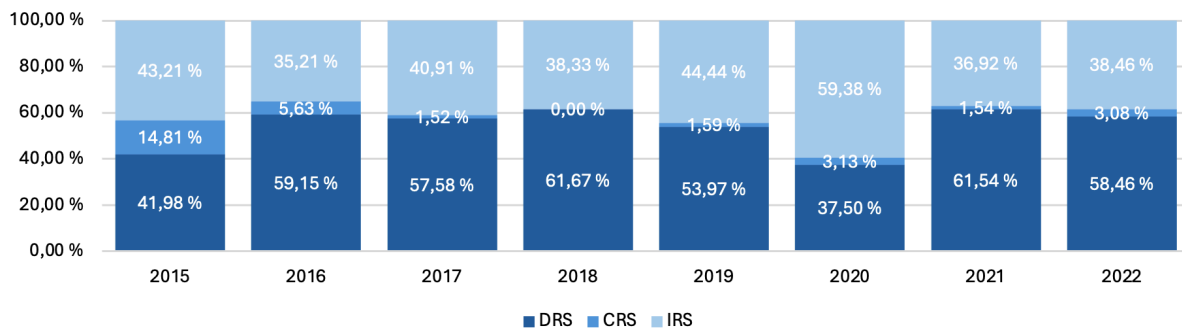
År	Effektivitetsscore SE	Standardavvik	Min.	Antall effektive	Antall obs.	Antall eff. i %
2015	0,918	0,098	0,628	16	81	19,8 %
2016	0,942	0,081	0,649	12	71	16,9 %
2017	0,921	0,091	0,679	17	66	25,8 %
2018	0,972	0,039	0,828	17	60	28,3 %
2019	0,937	0,101	0,430	17	63	27,0 %
2020	0,927	0,076	0,708	14	64	21,9 %
2021	0,936	0,072	0,730	12	65	18,5 %
2022	0,918	0,101	0,641	10	65	15,4 %

Tabell 18: Gjennomsnittlig SE – for MOD_{DEKOMP}

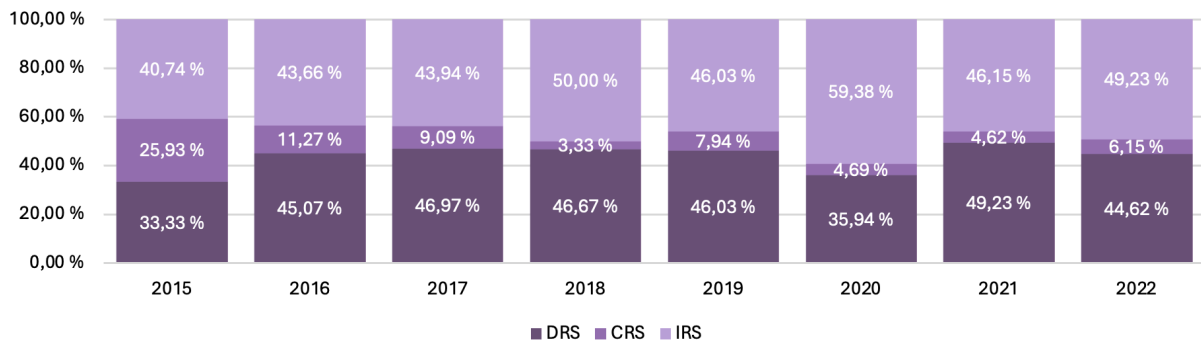
År	Effektivitetsscore SE	Standardavvik	Min.	Antall effektive	Antall obs.	Antall eff. i %
2015	0,938	0,086	0,700	25	81	30,9 %
2016	0,952	0,068	0,697	22	71	31,0 %
2017	0,931	0,077	0,686	22	66	33,3 %
2018	0,970	0,045	0,758	21	60	35,0 %
2019	0,935	0,108	0,414	23	63	36,5 %
2020	0,940	0,077	0,663	24	64	37,5 %
2021	0,962	0,057	0,724	25	65	38,5 %
2022	0,928	0,092	0,627	17	65	26,2 %

Den gjennomsnittlige skalaeffektiviteten varierer noe for begge modellene, men har vært stabil gjennom perioden. MOD_{ADK} har en gjennomsnittlig SE mellom 91,8 % og 97,2 %, mens MOD_{DEKOMP} har en SE mellom 93,1 % og 96,2 %. Dette betyr at matfiskprodusentene kan spare inntil 8,1 % med innsatsfaktorer ved å drive etter optimal skala. Gjennomsnittlig SE er høyest i 2018 for begge modellene.

Figur 22 og 23 presenterer fordelingen av utviklingen i avtakende (DRS), konstant (CRS) og tiltakende (IRS) skalautbytte for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Flertallet av matfiskprodusentene opererer med DRS eller IRS. De kan derfor bli mer effektive ved å optimalisere produksjonsskalaen, enten ved å redusere eller øke produksjonsvolumet. Det er få produsenter som opererer med CRS, og det observeres ingen klar utvikling over perioden.



Figur 22: Prosentvis fordeling DRS, CRS og IRS – for MOD_{ADK} i perioden 2015 til 2022



Figur 23: Prosentvis fordeling DRS, CRS og IRS – for MOD_{DEKOMP} i perioden 2015 til 2022

5.2 Malmquist produktivitetsindeks CRS

Tabell 19 og 20 viser gjennomsnittlig produktivitetsindeks (M_{CRS}) med tilhørende effektivitetsendring (EC_{CRS}) og teknologisk endring (TC_{CRS}) for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} .

Tabell 19: *Gjennomsnittlig M_{CRS} – for MOD_{ADK}*

Periode	Malmquist indeks (M_{CRS})	Effektivitetsendring (EC_{CRS})	Teknologisk endring (TC_{CRS})	Antall observasjoner
2015 – 2016	0,905	0,992	0,920	65
2016 – 2017	0,914	1,121	0,812	55
2017 - 2018	0,998	1,051	0,947	46
2018 – 2019	0,997	0,997	1,001	47
2019 – 2020	0,980	1,011	0,964	51
2020 – 2021	1,032	1,062	0,969	53
2021 - 2022	0,922	0,948	0,976	57
2015 - 2022	0,715	0,946	0,755	50

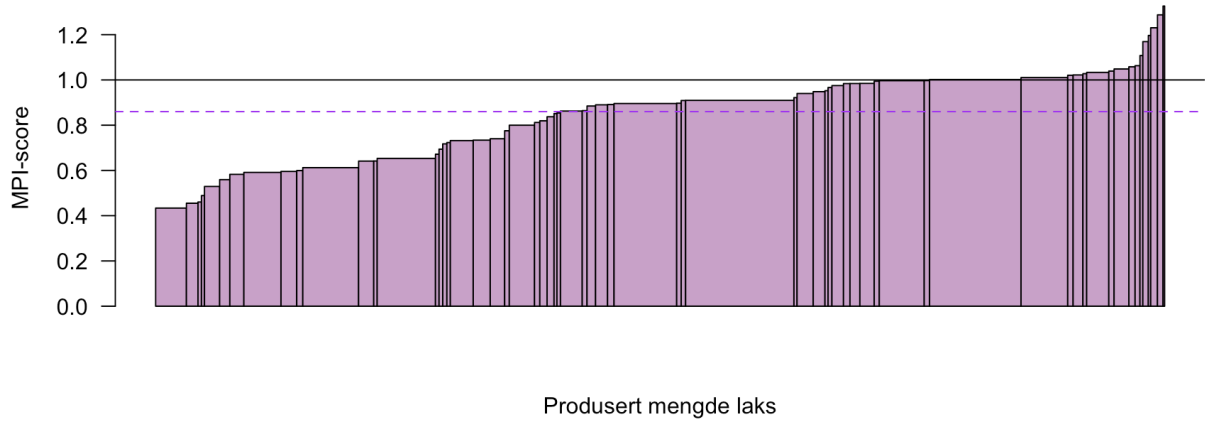
Tabell 20: *Gjennomsnittlig M_{CRS} – for MOD_{DEKOMP}*

Periode	Malmquist indeks (M_{CRS})	Effektivitetsendring (EC_{CRS})	Teknologisk endring (TC_{CRS})	Antall observasjoner
2015 – 2016	0,860	0,973	0,888	65
2016 – 2017	0,929	1,068	0,870	55
2017 - 2018	0,997	1,044	0,950	46
2018 – 2019	1,030	0,985	1,027	47
2019 – 2020	0,966	1,020	0,946	51
2020 – 2021	1,013	1,069	0,944	53
2021 - 2022	0,921	0,936	0,980	57
2015 - 2022	0,661	0,939	0,699	50

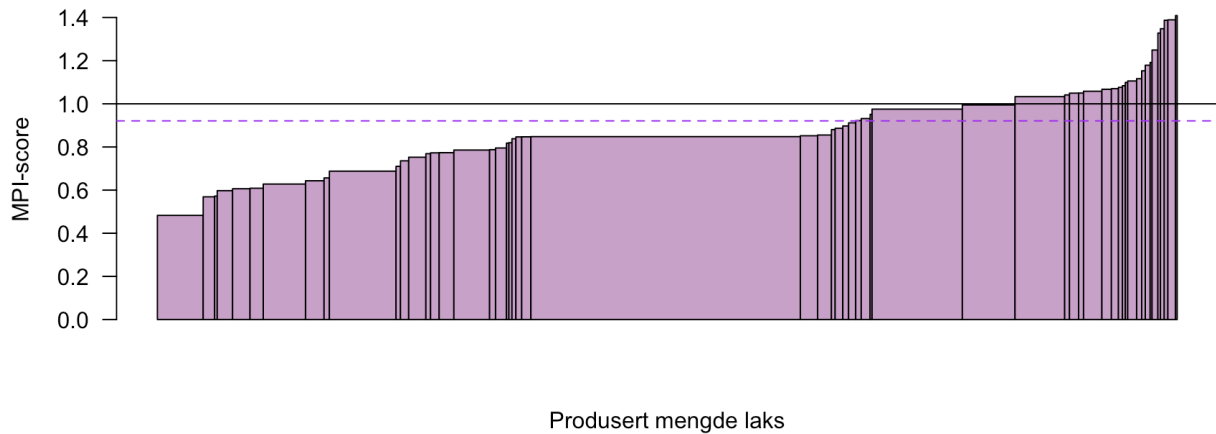
Perioden sett under ett viser tilbakegang i den gjennomsnittlige produktivitetsindeksen M_{CRS} med 28,5 % for MOD_{ADK} og 33,9 % for MOD_{DEKOMP} . Tilbakegangen skyldes at fronten har skiftet innover hvor den teknologiske endringen står for 24,5 % og 30,1 % av utviklingen for henholdsvis MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Periodene 2015-2016 og 2021-2022 viser størst tilbakegang og er i overensstemmelse med funnene fra de gjennomsnittlige effektivitetsscorene TE_{CRS} og TE_{VRS} . Der det er fremgang i M_{CRS} , skyldes utviklingen hovedsakelig effektivitetsendringer hvor matfiskprodusentene har innhentet de effektive.

M_{CRS} i perioden 2015-2016 for MOD_{DEKOMP} viser fremgang for de små matfiskprodusentene, mens enkelte store produsenter har uendret produktivitet. Figur 24 viser ingen sammenheng

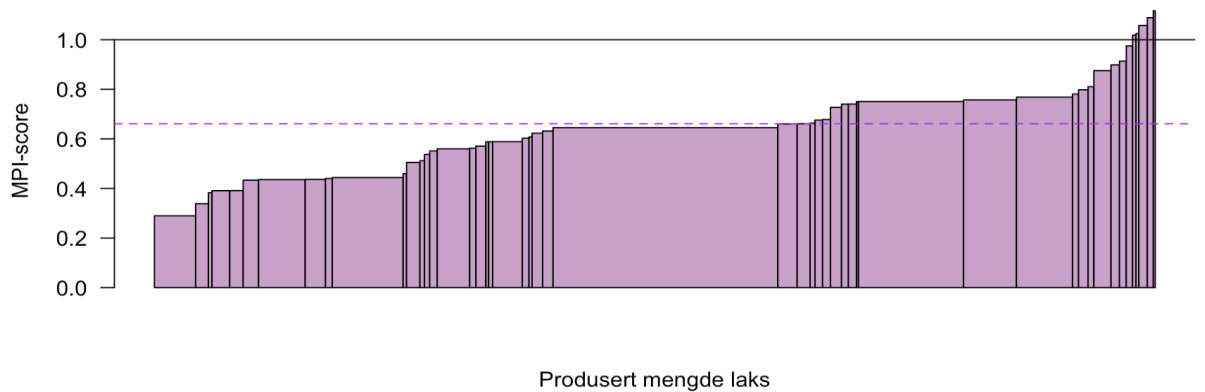
mellom produksjonsstørrelse og produktivitetsutvikling. I perioden 2021-2022 kommer endringen i selskapsstruktur til syne, og det er små matfiskprodusenter som har den største fremgangen. Figur 25 illustrerer dette, og funnene er i overenstemmelse med TE_{CRS} og TE_{VRS} . Hele perioden 2015-2022 viser at det er få produsenter med fremgang, illustrert i figur 26. Diagram for resterende år finnes i vedlegg 5.



Figur 24: Gjennomsnittlig M_{CRS} 2015 til 2016 – for MOD_{DEKOMP}

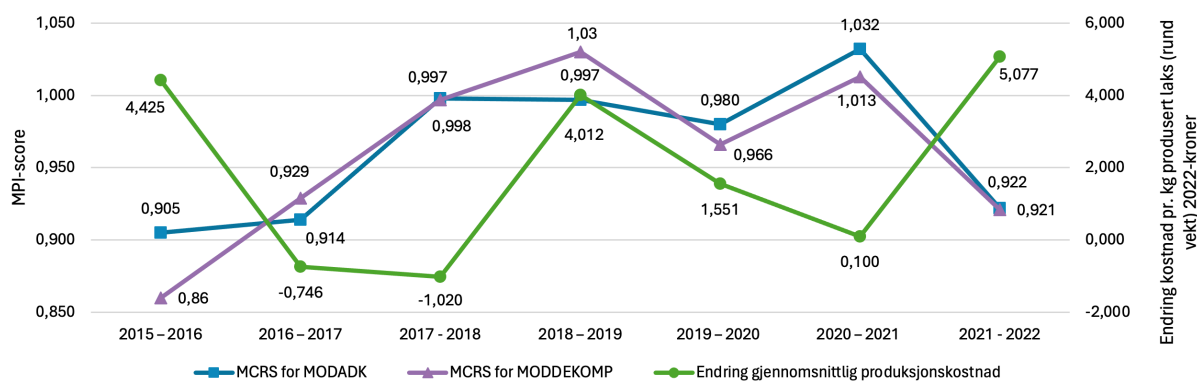


Figur 25: Gjennomsnittlig M_{CRS} 2021 til 2022 – for MOD_{DEKOMP}



Figur 26: Gjennomsnittlig M_{CRS} 2015 til 2022 – for MOD_{DEKOMP}

Figur 27 visualiserer utviklingen i gjennomsnittlig M_{CRS} og produksjonskostnad per kilo produsert laks. M_{CRS} øker i perioder hvor produksjonskostnadene synker og viser antydninger til sammenheng mellom dem. 2021-2022 utmerker seg som perioden med størst tilbakegang i M_{CRS} samtidig som produksjonskostnadene øker.



Figur 27: M_{CRS} og endring produksjonskostnad 2015 til 2022

5.3 Malmquist produktivitetsindeks VRS

Tabell 21 og 22 viser gjennomsnittlig ren effektivitetsendring (ren EC_{VRS}), ren teknologisk endring (ren TC_{VRS}), skalaendring (SCH) og skalateknologi (SCH_{TC}) for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Gjennomsnittene for ren TC_{VRS} regnes ut med en observasjon mindre i alle perioder unntatt 2018-2019. I denne perioden er SCH_{TC} beregnet med en observasjon mindre. Dette skyldes teknologiske forutsetninger (Inf).

Tabell 21: Gjennomsnittlig M_{VRS} – for MOD_{ADK}

Periode	Ren eff.endring (Ren EC_{VRS})	Ren teknologisk endring (Ren TC_{VRS})	Skalaendring (SCH)	Skalateknologi (SCH_{TC})	Antall observasjoner
2015 – 2016	0,964	0,944	1,028	0,963	65
2016 – 2017	1,107	0,833	1,015	0,962	55
2017 - 2018	1,010	0,959	1,042	0,970	46
2018 – 2019	1,010	0,966	0,986	1,026	47
2019 – 2020	1,018	0,976	0,995	0,986	51
2020 – 2021	1,036	0,997	1,026	0,958	53
2021 - 2022	0,971	0,962	0,977	1,001	57
2015 - 2022	0,939	0,785	1,009	0,955	50

Tabell 22: Gjennomsnittlig M_{VRS} – for MOD_{DEKOMP}

Periode	Ren eff.ending (Ren EC_{VRS})	Ren teknologisk ending (Ren TC_{VRS})	Skalaending (SCH)	Skalateknologi (SCH_{TC})	Antall observasjoner
2015 – 2016	0,958	0,904	1,014	0,975	65
2016 – 2017	1,065	0,881	1,003	0,981	55
2017 - 2018	1,016	0,950	1,026	1,005	46
2018 – 2019	0,998	0,985	0,986	1,053	47
2019 – 2020	1,014	0,957	1,007	0,997	51
2020 – 2021	1,032	0,994	1,034	0,941	53
2021 - 2022	0,971	0,962	0,962	1,016	57
2015 - 2022	0,950	0,718	0,989	0,978	50

Perioden 2015-2022 viser en gjennomsnittlig tilbakegang i ren EC_{VRS} på 6,1 % og 5,0 % for henholdsvis MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Begge modellene viser en betydelig tilbakegang i ren TC_{VRS} på henholdsvis 21,5 % for MOD_{ADK} og 28,2 % for MOD_{DEKOMP} . Der det er fremgang i gjennomsnittlig EC_{CRS} , skyldes fremgangen ren EC_{VRS} og SCH. Utviklingen i samtlige år i begge modeller viser tilbakegang i ren TC_{VRS} . Det vil si at det er et nedadgående skift i VRS-estimatet for teknologien.

I perioden sett under ett viser SCH en liten framgang på 0,9 % for MOD_{ADK} , og en liten tilbakegang på 1,1 % for MOD_{DEKOMP} . Dette antyder at MOD_{ADK} har nærmet seg optimal skala noe, mens MOD_{DEKOMP} har beveget seg bort fra den. SCH_{TC} viser at teknologien beveger seg mot CRS i både MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Det er i periodene 2018-2019 og 2020-2021 teknologien beveger seg mot VRS i MOD_{ADK} , mens MOD_{DEKOMP} i tillegg viser at teknologien beveger seg mot VRS i perioden 2017-2018.

5.4 Malmquist produktivitetsindeks dekomponert i bioindeks

Tabell 23 viser den gjennomsnittlige produktivitetsindeksen (M_{CRS}) dekomponert i en indeks for biologiske utfordringer (Q) som inneholder variablene fiskehelse og miljø/vedlikehold. Malmquist korrigert ($M_{CRSKORR}$) holder biologiske kostnader konstant.

Tabell 23: **Gjennomsnittlig M_{CRS}** – for MOD_{DEKOMP} med bioindeks

Periode	Malmquist Index (M_{CRS})	Bioindeks (Q)	Malmquist korrigert ($M_{CRSKORR}$)	Antall observasjoner
2015 – 2016	0,860	0,958	0,906	65
2016 – 2017	0,929	0,997	0,940	55
2017 - 2018	0,997	1,001	1,010	46
2018 – 2019	1,030	1,058	0,978	47
2019 – 2020	0,966	0,950	1,039	51
2020 – 2021	1,013	0,994	1,032	53
2021 - 2022	0,921	1,006	0,926	57
2015 - 2022	0,661	0,899	0,748	50

Resultatene viser tilbakegang eller uendret utvikling i bioindeksen for alle år, med unntak av perioden 2018-2019 som viser gjennomsnittlig fremgang på 5,8 % for MOD_{DEKOMP} . Det er størst tilbakegang i perioden 2019-2020 med 5,0 %. Gjennomsnittlig $M_{CRSKORR}$ har størst fremgang med 3,9 % i perioden 2019-2020 og størst tilbakegang med 9,4 % i perioden 2015-2016. Der M_{CRS} viser fremgang, skyldes det forbedringer i enten Q eller $M_{CRSKORR}$. Perioden sett under ett har en tilbakegang med 10,1 % for Q og 25,2 % for $M_{CRSKORR}$.

5.5 Test av størrelsesgruppering

Test av størrelsesgruppering bidrar til å vurdere om det foreligger signifikante forskjeller mellom ulike grupper i datamaterialet og tilfører ytterligere forklaring til resultatene. Det er derfor interessant å undersøke om ulike faktorer har innvirkning på den gjennomsnittlige effektivitetsscoren til matfiskprodusentene. Testene i tabell 24 utføres med et signifikansnivå på 5 % ved antakelse om VRS med eksponentialfordelte (T_{EX}) og halvnormalfordelte (T_{HN}) effektivitetsscorer med tilhørende kritiske verdier. Alle testresultater finnes i vedlegg 6.

Tabell 24: Test av størrelsesgruppering

	Hypotese	Gruppering
Test 1 <i>Produksjonsstørrelse</i>	Påvirker produksjonsstørrelse gjennomsnittlig effektivitetsscore?	Gruppe 1: Produsert mengde over median Gruppe 2: Produsert mengde under median
Test 2 <i>Produksjonskostnad</i>	Påvirker produksjonskostnad gjennomsnittlig effektivitetsscore?	Gruppe 1: Produksjonskostnad over median Gruppe 2: Produksjonskostnad under median
Test 3 <i>Driftsmargin</i>	Påvirker driftsmargin gjennomsnittlig effektivitetsscore?	Gruppe 1: Driftsmargin over median Gruppe 2: Driftsmargin under median
Test 4 <i>ADK</i>	Påvirker andre driftskostnader gjennomsnittlige effektivitetsscore?	Gruppe 1: Andre driftskostnader over median Gruppe 2: Andre driftskostnader under median
Test 5 <i>Skalaegenskaper</i>	Påvirker skalaegenskaper gjennomsnittlig effektivitetsscore?	Gruppe 1: IRS Gruppe 2: CRS og DRS

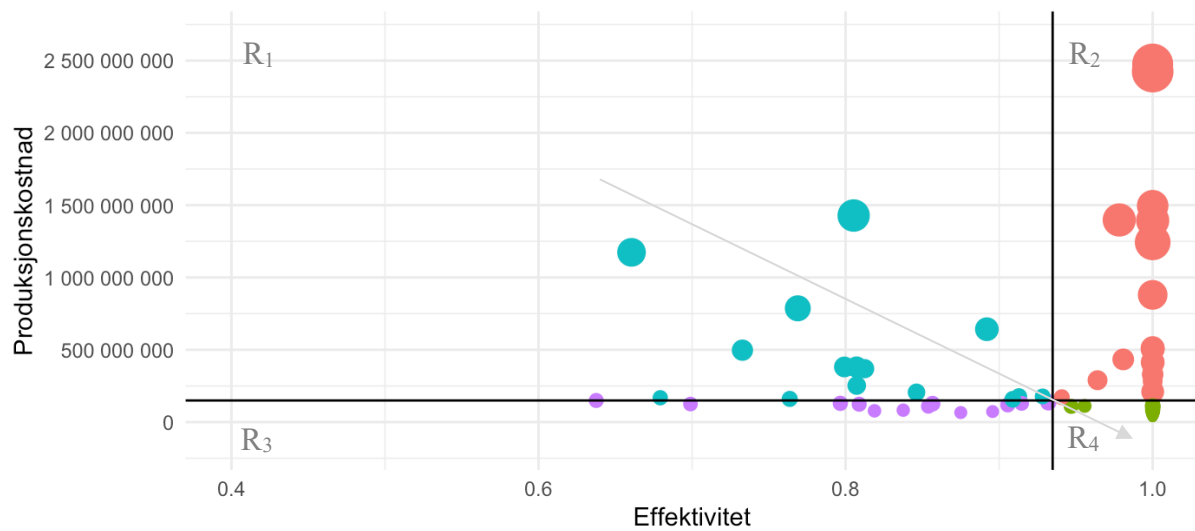
Driftsmargin er eneste test som viser signifikante forskjeller mellom gruppene, hvilket antyder at matfiskprodusentenes lønnsomhet viser sammenheng med gjennomsnittlig effektivitetsscore. Verken produsert mengde, størrelse på produksjonskostnad eller andre driftskostnader ser ut til å påvirke effektivitetsscorene i signifikant grad. Skalaegenskaper har heller ikke signifikant innvirkning på gjennomsnittlig effektivitetsscore.

5.6 BCG-matriser

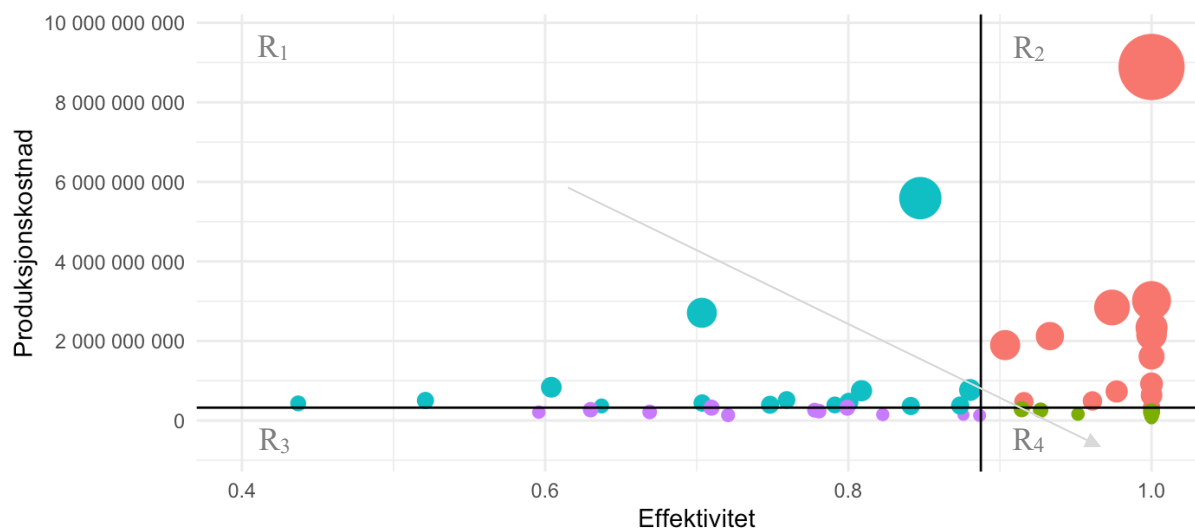
BCG-matrisen er et velkjent strategisk verktøy (Fried et al., 2008), og benyttes for å undersøke hvordan matfiskprodusentenes effektivitet henger sammen med produksjonskostnad, andre driftskostnader og driftsmargin. Aksene deler matrisen inn i fire områder med gjennomsnittsscorer for effektivitet og medianverdier for faktorene. Størrelsen på punktene representerer størrelsen på matfiskprodusentene basert på produksjonsmengde, og pilene angir ønsket retning for utvikling. Resultatene presenteres for MOD_{DEKOMP} ved forutsetning om VRS.

BCG-matriser for produksjonskostnad i 2015 og 2022 er presentert i figur 28 og 29, mens matriser for resterende år finnes i vedlegg 7. Det observeres flest matfiskprodusenter med høy effektivitet og lave produksjonskostnader nederst til høyre (R_4), og antallet har vært stabilt gjennom perioden. Flere produsenter oppnår høy effektivitet, men har høye produksjonskostnader som plasserer dem øverst til høyre (R_2). I samtlige år, med unntak av 2020 og 2021, er det samme selskap som har betydelig høyere produksjonskostnad enn resten. I hovedsak er det samme produsenter med lav effektivitet og høye produksjonskostnader

øverst til venstre (R₁) som befinner seg unna resten av klyngen, med unntak av 2022 hvor det dukker opp nye. Matrisene viser at selskapene i liten grad beveger seg mellom rutene.

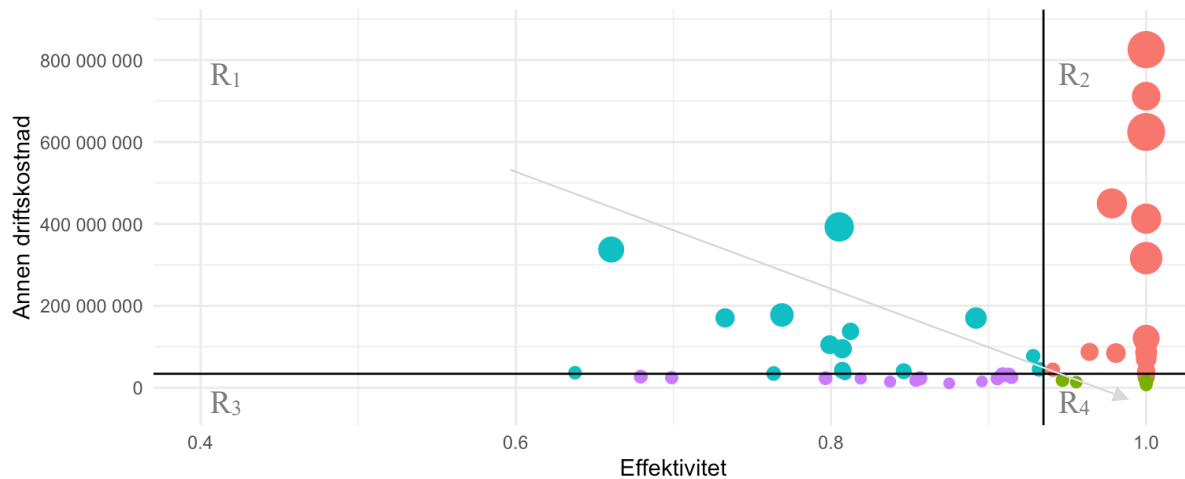


Figur 28: **Produksjonskostnad vs. effektivitet 2015** – under VRS for MOD_{DEKOMP}

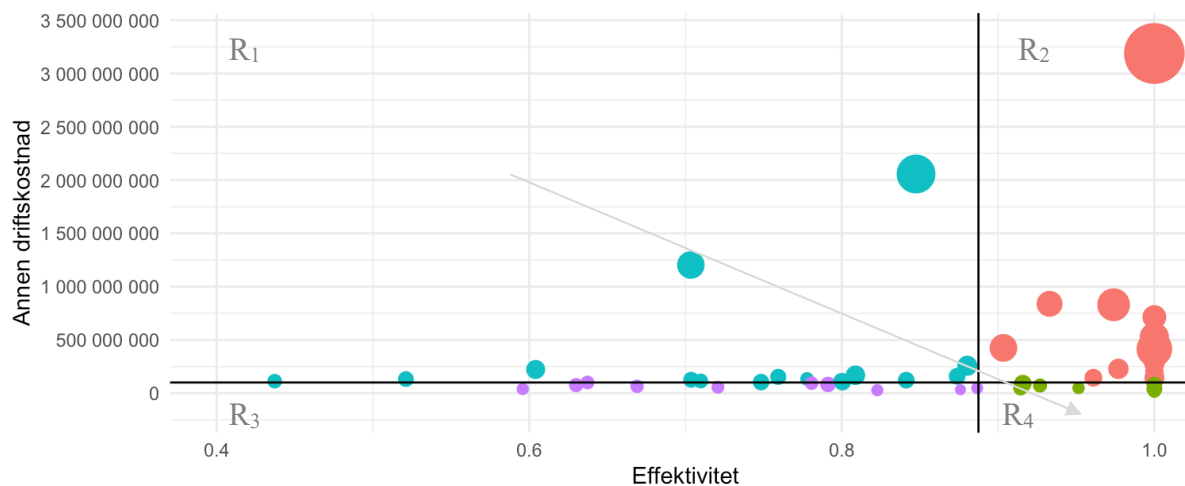


Figur 29: **Produksjonskostnad vs. effektivitet 2022** – under VRS for MOD_{DEKOMP}

Matriser for andre driftskostnader i 2015 og 2022 er presentert i figur 30 og 31, mens matriser for resterende år finnes i vedlegg 8. Flertallet av matfiskprodusentene befinner seg i rute R₄ etterfulgt av rute R₂. Det er de samme selskapene som plasserer seg i det øvre siktet i rute R₂ gjennom hele perioden. Færrest matfiskprodusenter finner vi nederst til venstre i rute R₃. Det observeres en forventet sammenheng mellom matrisene hvor produsentene plasseres i de samme kategoriene for både produksjonskostnader og andre driftskostnader.

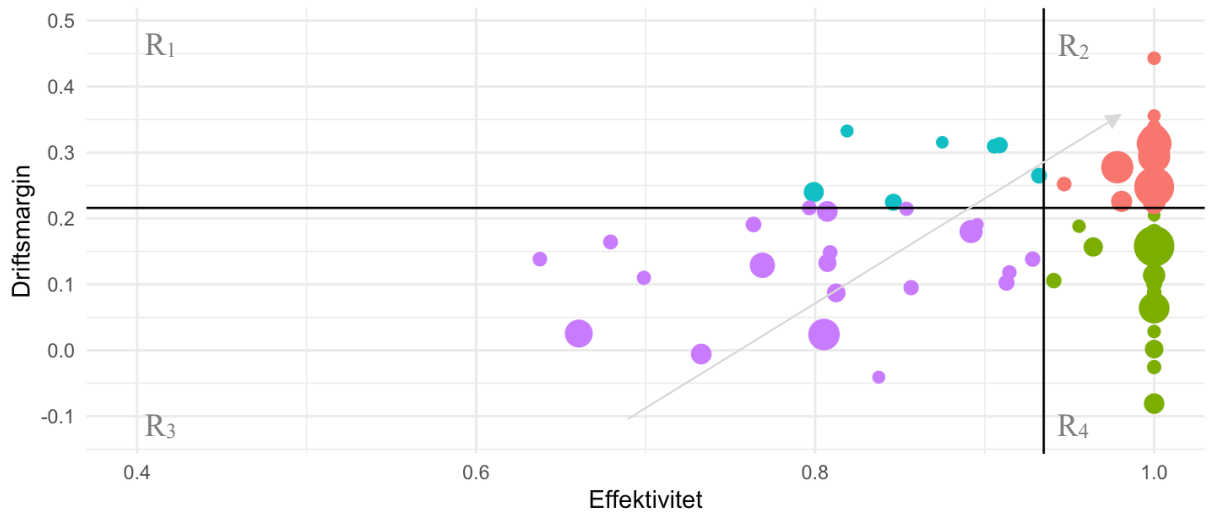


Figur 30: **ADK vs. effektivitet 2015** – under VRS for MOD_{DEKOMP}

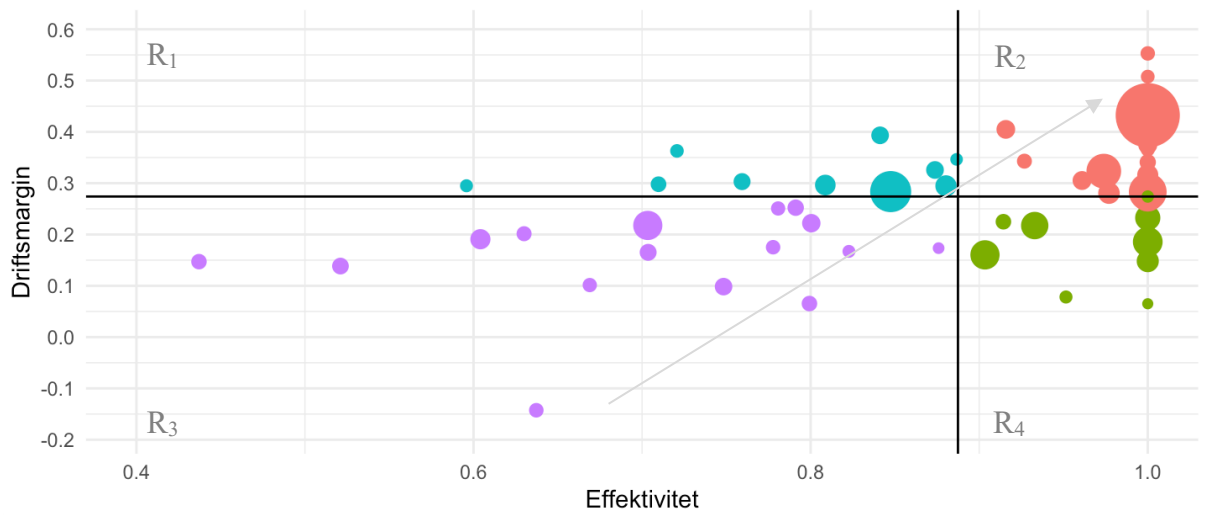


Figur 31: **ADK vs. effektivitet 2022** – under VRS for MOD_{DEKOMP}

Matriser for driftsmargin i 2015 og 2022 er presentert i figur 32 og 33, mens matriser for resterende år finnes i vedlegg 9. Det er betydelige variasjoner blant matfiskprodusentene hvor den laveste observerte driftsmarginen var -33,9 % i 2021, mens den høyeste var 60,4 % i 2019. Gjennomsnittet for alle produsenter var 25,1 % for hele perioden. Matrisene viser flest selskaper i ønsket rute R₂ med utvekslinger i hvem som presterer best, etterfulgt av rute R₄ som oppnår høy effektivitet, men lav driftsmargin. Driftsmarginen var også eneste faktor som hadde signifikant innvirkning på effektivitetsscorene i de tidligere testene.



Figur 32: **Driftsmargin vs. effektivitet 2015** – under VRS for MOD_{DEKOMP}



Figur 33: **Driftsmargin vs. effektivitet 2022** – under VRS for MOD_{DEKOMP}

6 Diskusjon og konklusjon

I dette kapitlet diskuteres resultatene opp mot studiens forskningsspørsmål, og de blir satt i sammenheng med rammeverket som har blitt beskrevet for den norske lakseoppdrettsnæringen. Det konkluderes med hvordan de biologiske utfordringene har påvirket næringens prestasjonsmålinger i perioden som analyseres, før kapitlet avsluttes med forslag til videre forskning.

6.1 Modellenes signifikans og inndelingen av ADK

Hvordan kan en dekomponering av andre driftskostnader gi økt innsikt i den norske lakseoppdrettsnæringens prestasjoner?

Resultatene i enhver studie avhenger av hvilken forskningsmodell som benyttes, og riktig sammensetning av input- og outputvariabler er nødvendig for pålitelig måling av effektivitet. I denne studien har vi utviklet modellene MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Vi utforsker Fiskeridirektoratets nye dekomponering av andre driftskostnader og evnen MOD_{DEKOMP} har til å gi ytterligere forklaringer av ressursutnyttelsen til den norske lakseoppdrettsnæringen.

Det ble gjennomført hypotesetester av flere modeller for å undersøke om ulike sammensetninger resulterte i signifikante forskjellige effektivitetsestimater. Testene indikerer at dekomponeringen i helse, miljø/vedlikehold og annet utgjør en signifikant forskjell i matfiskprodusentenes effektivitet. Dette skyldes at flere variabler i en DEA-analyse øker sannsynligheten for å identifisere unike kombinasjoner av inputs og outputs slik at flere blir effektive. Det er derfor forventet at MOD_{DEKOMP} viser en bedre effektivitet enn MOD_{ADK} . Utviklingen til begge modellene samsvarer i alle analysene selv om de gir forskjellige resultater. Dekomponeringen viser derfor et likt bilde, men med større grad av variasjoner for CRS enn VRS på grunn av skalainnvirkninger. Korrelasjonen mellom inputvariablene i modellene er dog høye, men kan forventes av en næring som har kommet i en moden fase.

På nåværende tidspunkt kan det se ut til at matfiskprodusentene har utfordringer med å differensiere innholdet i ADK. Dette reiser spørsmål om hvorvidt dagens inndeling av kostnadsposten er tilfredsstillende. Fiskeridirektoratet (2022a) påpeker selv at det har vært vanskelig for selskaper å adskille miljø- og vedlikeholdskostnader. Dette bekreftes av studiens funn, hvor flere selskaper ikke rapporterer miljøkostnader i det hele tatt. Dette peker på en mulig utfordring med inndelingen av ADK og kan indikere behov for klarere

retningslinjer eller veiledninger for hvordan kostnadene skal defineres. Mangel på insentiver for å gjøre slik rapportering mer presis, er trolig en medvirkende årsak til denne utfordringen.

Vi argumenterer likevel for at en bedre inndeling kan gi mer nøyaktig og transparent oversikt over innholdet i ADK og bidra med ytterligere relevant informasjon til næringens interessenter. Driftskostnadene har hatt en betydelig økning, men tallene er ikke like tydelige på hvilke komponenter i hver av kategoriene som driver økningen. Med økt oppmerksomhet på de biologiske utfordringene, er det naturlig at ADK bidrar å forklare økningene i de gjennomsnittlige produksjonskostnadene. Kategorien med «annet» er kostnadsposten som trolig forklarer minst slik den er satt opp i dag. «Annet» utgjør den største andelen i ADK og kan med fordel spesifiseres, særlig med tanke på kostnader knyttet til annen virksomhet.

Det er imidlertid viktig å veie fordelene ved å innføre nye rapporteringskrav mot belastningen det påfører matfiskprodusentene. Fiskeridirektoratet mottar allerede store mengder med data fra produsentene, og det gjøres en antakelse om at det trolig kan være mulig å utarbeide mer detaljerte inndelinger uten å måtte forandre rapporteringskravene. Tydeligere retningslinjer for hvilke kostnader som plasseres hvor, kan bidra til mer nøyaktig rapportering.

6.2 Matfiskprodusentenes effektivitet

Hvilke effektivitetsforbedringer finnes i næringen, og hvordan har skalaeffektiviteten vært?

Studiens effektivitetsanalyser avdekker at matfiskprodusentene har et gjennomsnittlig effektiviseringspotensial på 17,9 % og 13,1 % ved TE_{CRS} og 12,0 % og 8,0 % ved TE_{VRS} for henholdsvis MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Funnene indikerer at det fortsatt eksisterer ineffektivitet i næringen og at matfiskprodusentene kan utnytte ressursene sine bedre for å maksimere produksjonsresultatene. Studiens funn er sådan i overensstemmelse med tidligere forskning hvor Asche og Roll (2013) finner at 18,5 % av innsatsfaktorene kunne vært brukt mer effektivt i perioden 1985 til 2008. Testene viser ikke at gjennomsnittlig TE_{CRS} og TE_{VRS} har signifikant sammenheng med verken produksjonsstørrelse, produksjonskostnad eller ADK. BCG-matrisene viser at selskapene med innsparingspotensialer i liten grad evner å bevege seg i ønsket retning mot ønsket rute R_4 i løpet av perioden.

Det ser ut til at matfiskprodusentene sliter med å øke effektiviteten ytterligere, og i likhet med Asche og Roll (2013) og Aponte og Tveterås (2019) utpekes biologiske utfordringer som den viktigste årsaken til ineffektivitet. Den markante økningen i ADK bekrefter også denne

utfordringen hvor sykdomsutbrudd øker behovet for overvåking, kontroll, forebygging og behandling betraktelig (Iversen et al., 2017; Iversen et al., 2019). Det registreres et høyt antall oppdrettslaks som går tapt i sjøfasen, og skader påført under avlusningsprosessen kan være en forklarende årsak til ineffektivitet hos matfiskprodusentene. Lusenivået har samlet sett vært på samme nivå i løpet av perioden som analyseres (Sommerset et al., 2023), men økt oppmerksomhet rundt lakselus, strengere reguleringer og økonomiske insentiver gjennom trafikklyssystemet har siden 2015 medført gradvis nedgang i antall lokaliteter som er over lusegrensen i gjennomsnitt per uke.

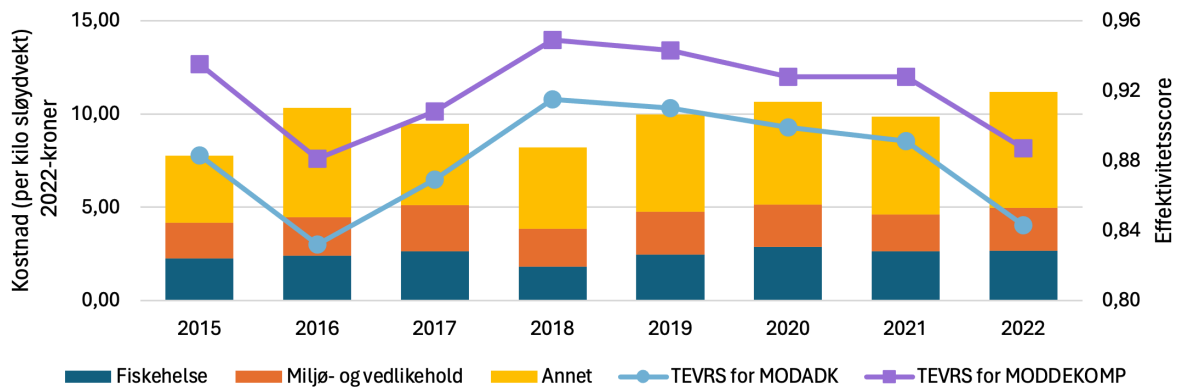
Matfiskprodusentenes utvikling i ADK og totale avlusninger mot effektivitetsscorene ved forutsetning om VRS for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} illustreres i figur 34 og 35. Resultatene viser høyest effektivitet i 2018, noe som sammenfaller med en lavere andel ADK dette året. Gjennomsnittlig produksjonskostnad skiller seg ikke merkbart ut fra andre år og kan tyde på at næringen har vært mindre plaget med biologiske utfordringer. Antall behandlinger for avlusing er på det laveste dette året sammenlignet med resten av perioden, og det er en nedgang i antall lokaliteter over lusegrensen.

Både 2016 og 2022 utmerker seg som årene med lavest effektivitet, og i de samme årene opplever næringen rekordhøye laksepriser. ADK og gjennomsnittlig produksjonskostnad stiger også, og det registreres en økning i antall avlusningsbehandlinger disse årene. I 2022 er antall behandlinger på sitt høyeste i perioden, etterfulgt av 2016.

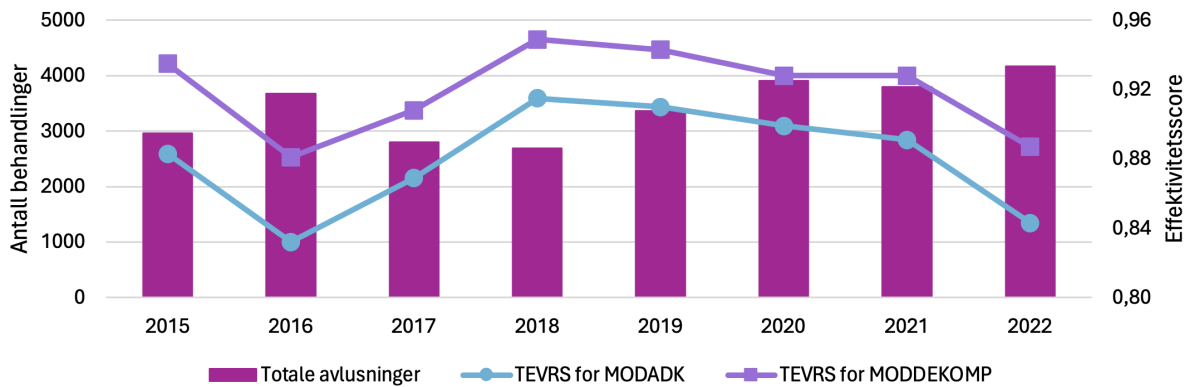
Asche og Roll (2013) påpeker at tilbudet av laks er svært uelastisk på kort sikt og at det ikke er overraskende at perioder med høye priser fører til ineffektivitet. Vassdal og Holst (2011) finner også at næringen sløser med ressurser i gode tider. Studiens funn viser intensivert avlusningsbehov i år med høye laksepriser og er uheldig for næringens økonomiske bærekraft. Matfiskprodusentene utnytter de gunstige lakseprisene, og dette medfører gode driftsmarginer til tross for kostnadsøkninger. Driftsmarginen viser signifikant sammenheng med gjennomsnittlig effektivitet TE_{CRS} og TE_{VRS} , og mange posisjonerer seg i rute R_2 i BCG-matrisene uten at vi finner en entydig trendutvikling.

Det maksimale lusenivået har blitt betraktelig redusert siden luseforskriften ble innført, og det kan diskuteres hvorvidt de høye biologiske kostnadene er drevet av matfiskprodusentenes krav til å følge myndighetenes regelverk eller om de stammer fra luseproblemet i seg selv. Matfiskprodusentene risikerer tap av inntekt ved å måtte redusere MTB ved rødt lys og taper

vekstmuligheter på stillstand ved gult lys. Lave toleransegrenser og hyppige behandlinger synliggjøres gjennom høy ADK og innsparingspotensialer i gjennomsnittlig TE_{CRS} og TE_{VRS} .



Figur 34: **Utvikling i ADK og effektivitet TE_{VRS} – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}**



Figur 35: **Utvikling i totale avlusninger og effektivitet TE_{VRS} – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}**

I 2021 plasseres villaksen for første gang på rødlista over truede arter i Norge, og lakselus fremholdes som en av de største truslene mot arten (Håpnnes, 2024). En overgang fra behandling til forebygging kan bli avgjørende for at matfiskprodusentene skal klare å oppnå lavere behandlingskostnader. Bruk av luseskjørt, snorkelmerder og lusedaser har blitt vurdert som de beste metodene for å holde lusen ute de stedene slik bruk egner seg (Barrett et al., 2020). Å unngå avlusning ved å hindre angrep før de skjer kan bidra til lavere produksjonstap i sjøfasen og mindre stress på laksen. Lykkes en slik strategi, vil det kunne bidra til økt bærekraft i den videre utviklingen i oppdrettsnæringen.

Gjennomsnittlig forbedringspotensial i skalaeffektiviteten (SE) blant matfiskprodusentene er 6,6 % og 5,6 % for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}. Funnene tyder på at næringen opererer nær optimal skala, men at det fremdeles eksisterer mulighet for forbedringer. Gjennomsnittlig skalaeffektivitet stemmer overens med de gjennomsnittlige effektivitetsscorene TE_{CRS} og

TE_{VRS} og kan tilskrives de samme forklaringsfaktorene. Flertallet av produsentene opererer med avtakende (DRS) eller tiltakende (IRS) skalautbytte og kan derfor bli mer effektive ved å redusere eller øke produksjonsvolumet. De minste matfiskprodusentene viser størst produktivetsfremgang, men testene viser ikke signifikante forskjeller mellom IRS og CRS/DRS. Næringen har tidligere vært svært heterogen med hensyn til selskapsstørrelse, men perioden viser en utvikling mot færre og større selskap. Større forekomst av horisontal og vertikal integrasjon tyder på skalafordeler i andre deler av verdikjeden (Asche et al., 2018) og kan bidra til å forklare hvorfor mange matfiskprodusenter har blitt ugunstig store. Få land som produserer laks med dagens åpne merdteknologi, kan være en medvirkende årsak til fremveksten av store selskap i næringen (Pandey et al., 2023).

6.3 Matfiskprodusentenes produktivetsutvikling

Hvordan har produktiviteten utviklet seg, og hva er drivkreftene bak utviklingen?

Utviklingen i M_{CRS} avdekker at matfiskprodusentenes totalfaktorproduktivitet har en gjennomsnittlig tilbakegang på 3,6 % og 4,1 % for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Dette stemmer overens med Asche et al. (2013) og Vassdal og Holst (2011) som finner gradvis nedgang i næringens totalfaktorproduktivitet etter 2005. Tidligere har teknologisk endring vært den viktigste bidragsyteren til forbedringen av matfiskprodusentenes produktivetsutvikling, men næringen befinner seg nå i en moden fase med et teknologisk nivå som gjør fremgang stadig vanskeligere. Denne studien avdekker tilbakegang i den teknologiske utviklingen hvor det kun har skjedd beskjedne effektivitetsforbedringer. Små matfiskprodusenter viser størst fremgang i perioden og kan skyldes læring, erfaring eller investering i forbedret teknologi som de større produsentene allerede har tatt i bruk (Nilsen, 2010).

En dekomponering av gjennomsnittlig produktivetsindeks M_{CRS} viser gjennomsnittlig effektivitetsforbedring av EC_{CRS} på 2,6 % og 1,4 % for henholdsvis MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Fremgangen er beskjeden, og de mindre effektive matfiskprodusentene innhenter i liten grad de effektive i løpet av perioden. Gjennomsnittlig ren effektivitetsendring (ren EC_{VRS}) utgjør 1,7 % og 0,8 %, mens gjennomsnittlig skalaendring (SCH) utgjør 1,0 % og 0,5 % for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Det er ikke entydig om ren EC_{VRS} eller SCH har hatt størst betydning for fremgangen.

Gjennomsnittlig teknologisk endring TC_{CRS} har en tilbakegang på 5,9 % og 5,6 % for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} hvor tilbakegangen utgjør 5,2 % og 5,2 % i ren teknologisk endring

(ren TC_{VRS}), og 1,9 % og 0,5 % i skalateknologi (SCH_{TC}). Funnene indikerer at ren TC_{VRS} har hatt mer å si i perioden enn SCH_{TC} . Gjennomsnittlig bioindeks (Q) viser at fiskehelse og miljø/vedlikehold bidrar til en tilbakegang på 0,5 %, mens gjennomsnittlig Malmquist korrigert ($M_{CRSKORR}$) utgjør 2,4 % for MOD_{DEKOMP} . Bioindeksen kan ikke forklare den negative utviklingen alene, men er heller ikke uforventet. De biologiske utfordringene kommer også til syne i de øvrige kostnadspostene hvor utsett av større smolt, økt fôrforbruk og investeringer bidrar til tilbakegang i $M_{CRSKORR}$. Bioindeksen viser likevel at variablene har negativ påvirkning på næringens produktivitetsutvikling i perioden.

Resultatene antyder at endring i gjennomsnittlig produksjonskostnad bidrar til å forklare endringer i totalfaktorproduktiviteten M_{CRS} og at kostnadsøkningene fra 2021 til 2022 er medvirkende årsak til tilbakegangen. Kostnadsøkningene i dagens åpne merdteknologi gjør det naturlig å diskutere matfiskprodusentenes konkurransedyktighet ovenfor andre konsepter som landbaserte anlegg, lukkede anlegg i sjø og oppdrett til havs. Disse teknologiene kan redusere utslipp av partikulært organisk materiale og lusepåslag på ville lusebestander delvis eller fullstendig. I dag er konseptene fortsatt på et forsknings- og utviklingsstadium og vil kreve omfattende omlegging av produksjonen (Lie et al., 2021).

Selv om de alternative konseptene kan håndtere dagens miljøutfordringer, argumenterer Iversen et al. (2015) for at dagens merdteknologi vil være det mest effektive for oppdrett av laks i overskuelig fremtid. Antall tillatelser er imidlertid sterkt regulert, og miljøhensyn begrenser både tillatt produksjonsmengde og størrelse på oppdrettsanleggene i sjøbasert oppdrett. Asche et al. (2013) peker derfor på mangel av produksjonssteder som den mest begrensende faktoren for fremtidig vekst. Lakseoppdrett er en viktig næring i Norge, og det er et politisk ønske med økt satsning og økning i produksjon av laks for å øke antall arbeidsplasser og verdiskapningen i landet (Lie et al., 2021). I fremtiden kan andre konsepter potensielt bidra til å redusere begrensningene som medfølger å operere i åpen sjø.

For at næringen skal kunne gjennomføre et skifte fra behandling til forebygging av dagens biologiske utfordringer, er det vesentlig at den teknologiske fremgangen fortsetter. Veikartet for havbruksnæringen har som hovedmål å utvikle oppdrettsteknologi som eliminerer problemene med lakselus, forhindrer rømming og tar vare på verdien av partikulært materiale innen 2030 (Norsk industri, 2017). Bruk av luseskjørt, snorkelmerd og luselaser har blitt nevnt tidligere, men ikke alle metoder egner seg på alle lokaliteter. Minimering av eventuelle barrierer kan gjøre det enklere for matfiskprodusentene å implementere mer miljøvennlig

teknologi. Økt satsing på FoU av teknologi og utprøving kan bli lønnsomt på sikt gjennom lavere behandlingskostnader og høyere betalingsvillighet hos bærekraftsinteresserte forbrukere (Lie et al., 2021).

6.4 Konklusjon

Norsk lakseoppdrett har hatt en eventyrlig vekst siden oppstarten, og næringen har utviklet seg fra produksjon i småskala til en intensiv, teknologi- og kunnskapsdrevet næring dominert av store selskaper med milliarder i omsetning. Produksjonskostnadene har gradvis økt, mens høye laksepriser har sikret gode driftsmarginer. Økte produksjonskostnader gjør imidlertid matfiskprodusentene sårbare for negative etterspørsels- og tilbudssjokk, og denne studien har som formål å bidra med kunnskap og innsikt i næringens prestasjonsmålinger gjennom følgende problemstilling:

Hvordan påvirker biologiske utfordringer prestasjonsmålingene til den norske lakseoppdrettsnæringen?

Funnene indikerer at det fortsatt eksisterer ineffektivitet hos matfiskprodusentene med et gjennomsnittlig effektiviseringspotensial på 17,9 % og 13,1 % ved TE_{CRS} og 12,0 % og 8,0 % ved TE_{VRS} for henholdsvis MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Resultatene viser høyest effektivitet i år med nedgang i ADK og lavest effektivitet i år med økning i ADK. Dette tyder på at biologiske utfordringer, lave toleransegrenser for lus og hyppige behandlinger gjør effektiv ressursutnyttelse mer utfordrende. En økning i lakseprisene ser ut til å bidra til ineffektivitet hos matfiskprodusentene som følge av ønsket om å maksimere gevinstene, og et intensivt avlusningsbehov disse årene er uheldig for næringens økonomiske bærekraft. Vi tror en overgang fra behandling til forebygging kan bli avgjørende for at matfiskprodusentene skal klare å oppnå lavere behandlingskostnader og øke ressursutnyttelsen ytterligere.

Gjennomsnittlig forbedringspotensial i skalaeffektiviteten (SE) blant matfiskprodusentene er 6,6 % og 5,6 % for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Flertallet av produsentene opererer med enten DRS eller IRS og er ugunstig store eller ugunstig små. Økt forekomst av integrasjon og få lakseproduserende land kan bidra til å forklare hvorfor mange matfiskprodusenter har blitt ugunstig store.

Utviklingen i M_{CRS} avdekker at matfiskprodusentenes totalfaktorproduktivitet har en gjennomsnittlig tilbakegang på 3,6 % og 4,1 % for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} som følge av en

moden næring. Tilbakegangen ville vært noe større om det ikke hadde vært for fremgang i matfiskproducentenes evne til å innhente de effektive i perioden. Den teknologiske endringen (TC_{CRS}) viser en tilbakegang på 5,9 % og 5,6 %, mens effektivitetsendringen (EC_{CRS}) viser fremgang på 2,6 % og 1,4 % for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP} . Videre dekomponering er ikke entydig om ren effektivitetsendring (ren EC_{VRS}) eller skalaendring (SCH) har hatt størst betydning for fremgangen i EC_{CRS} , men ren teknologisk endring (ren TC_{VRS}) har hatt mer å si for tilbakegangen i perioden enn skalateknologi (SCH_{TC}). Gjennomsnittlig bioindeks (Q) viser at fiskehelse og miljø/vedlikehold bidrar til en tilbakegang på 0,5 %, mens Malmquist korrigeret ($M_{CRSKORR}$) utgjør 2,4 % for MOD_{DEKOMP} .

Resultatene antyder at endring i gjennomsnittlig produksjonskostnad bidrar til å forklare endringer i produktivitetutviklingen (M_{CRS}). Kostnadsøkningene i dagens åpne merdteknologi gjør det naturlig å diskutere matfiskproducentenes konkurransedyktighet ovenfor andre konsepter som landbaserte anlegg, lukkede anlegg i sjø og oppdrett til havs. Selv om disse teknologiene fortsatt er på et forsknings- og utviklingsstadium, vil de med all sannsynlighet bidra til å redusere de biologiske begrensningene som medfølger å operere i åpen sjø. Dette er særlig med tanke på myndighetenes ønske om å øke lakseproduksjonen og at produksjonssteder kan bli den mest begrensede faktoren for fremtidig vekst. Det er imidlertid fortsatt usikkert hvorvidt de nye teknologiene vil kunne konkurrere økonomisk med oppdrett i åpne merder. Den teknologiske fremgangen innen åpen oppdrettsteknologi er nødt til å fortsette dersom næringen skal kunne gjennomføre skiftet fra behandling til forebygging av dagens biologiske utfordringer. Minimering av eventuelle barrierer og økt satsning på FoU kan gjøre det enklere for matfiskproducentene å implementere mer miljøvennlig teknologi.

Den norske lakseoppdrettsnæringen viser god evne til å bære kostnadsøkningene med dagens høye laksepriser, men det er liten tvil om at de biologiske utfordringene har negativ innvirkning på næringens prestasjonsmålinger i perioden som analyseres. Lusekostnadene øker ressursbehovet og medfører ineffektivitet hos matfiskproducentene. Den modne næringen viser tilbakegang i totalfaktorproduktiviteten, og nye teknologier kan være en del av løsningen på veien mot lavere biologiske kostnader.

6.5 Videre forskning

Det eksisterer et bredt spekter av forskningsmuligheter innen lakseoppdrett som strekker seg utover denne studiens avgrensning. Først og fremst vil analyser av resten av verdikjeden bidra til et mer helhetlig bilde av næringens ressursutnyttelse. En inngående analyse av

prestasjonene til selskaper med integrert eierskap i både settefisk- og matfiskproduksjon kan avdekke potensielle synergier og optimaliseringsmuligheter. Dette kan gi innsikt i hvordan slike selskaper kan utnytte ressursene mer effektivt, forbedre produksjonsprosessene og øke lønnsomheten gjennom bedre koordinering mellom de to produksjonsfasene.

I denne studien har matfiskprodusentene blitt analysert gjennom et anonymisert datasett, hvor geografisk beliggenhet og maritime forhold som sjøtemperatur, vannkvalitet og strømforhold ikke har blitt hensyntatt. En inndeling i ulike produksjonsområder kan bidra å identifisere i hvilke produksjonsområder matfiskprodusentene presterer best, og om årsakene først og fremst knyttes til plassering eller teknologiske og produksjonsavhengige faktorer.

En mer kvalitativ tilnærming til kostnadsutviklingen kan komplementere analysenes resultater ved å inkludere kommentarer fra matfiskprodusentene angående deres erfaringer og perspektiver knyttet til ressursutnyttelse. En slik tilnærming kan fange opp nyanser og kompleksiteter som ikke alltid kommer til syne gjennom kvantitative analyser alene.

Norge er én av flere nasjoner som driver med oppdrett, og en sammenligning med konkurrerende land kan medvirke til å identifisere styrker og svakheter i den norske oppdrettsnæringen. Økende kostnader er en felles utfordring for alle land som driver med oppdrett, men kostnadsdriverne varierer i styrke og natur mellom de ulike nasjonene. En slik komparativ analyse kan dessuten bidra å belyse de globale trendene og utfordringene som påvirker alle aktører i næringen.

Referanseliste

- Afewerki, S., Asche, F., Misund, B., Thorvaldsen, T. & Tveteras, R. (2022). Innovation in the Norwegian aquaculture industry. *Reviews in Aquaculture*, 15(2), 759-771.
<https://doi.org/10.1111/raq.12755>
- Ahmed, N. & Turchini, G. M. (2021). Recirculating aquaculture systems (RAS): Environmental solution and climate change adaptation. *Journal of Cleaner Production*, 297, 126604. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.126604>
- Akvakulturdriftsforskriften. (2008). *Forskrift om drift av akvakulturanlegg (akvakulturdriftsforskriften) FOR-2008-06-17-822*. <https://lovdata.no/forskrift/2008-06-17-822>
- Akvakulturloven. (2005). *Lov om akvakultur (akvakulturloven) LOV-2005-06-17-79*.
<https://lovdata.no/lov/2005-06-17-79>
- Aponte, F. R. (2020). Firm dispersion and total factor productivity: Are Norwegian salmon producers less efficient over time? *Aquaculture Economics & Management*, 24(2), 161-180. <https://doi.org/10.1080/13657305.2019.1677803>
- Aponte, F. R. & Tveterås, S. (2019). On the drivers of cost changes in the Norwegian salmon aquaculture sector: a decomposition of a flexible cost function from 2001 to 2014. *Aquaculture Economics & Management*, 23(3), 276-291.
<https://doi.org/10.1080/13657305.2018.1551438>
- Arabmaldar, A., Mensah, E. K. & Toloo, M. (2021). Robust worst-practice interval DEA with non-discretionary factors. *Expert systems with applications*, 182, 115256.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115256>
- Asche, F., Cojocaru, A. L. & Roth, B. (2018). The development of large scale aquaculture production: A comparison of the supply chains for chicken and salmon. *Aquaculture*, 493, 446-455. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2016.10.031>
- Asche, F., Guttormsen, A. G. & Nielsen, R. (2013). Future challenges for the maturing Norwegian salmon aquaculture industry: An analysis of total factor productivity change from 1996 to 2008. *Aquaculture*, 396, 43-50.
<https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2013.02.015>
- Asche, F. & Roll, K. H. (2013). Determinants of inefficiency in Norwegian salmon aquaculture. *Aquaculture Economics & Management*, 17(3), 300-321.
<https://doi.org/10.1080/13657305.2013.812154>
- Avkiran, N. K. (2011). Association of DEA super-efficiency estimates with financial ratios: Investigating the case for Chinese banks. *Omega*, 39(3), 323-334.
<https://doi.org/10.1016/j.omega.2010.08.001>
- Banker, R. D. (1993). Maximum likelihood, consistency and data envelopment analysis: a statistical foundation. *Management Science*, 39(10), 1265-1273.
<https://doi.org/10.1287/mnsc.39.10.1265>
- Banker, R. D. & Chang, H. (2006). The super-efficiency procedure for outlier identification, not for ranking efficient units. *European journal of operational research*, 175(2), 1311-1320. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.06.028>
- Banker, R. D., Charnes, A. & Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30(9), 1078-1092. <https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>
- Banker, R. D., Charnes, A., Cooper, W. W., Swarts, J. & Thomas, D. (1989). An introduction to data envelopment analysis with some of its models and their uses. *Research in governmental and nonprofit accounting*, 5(1), 125-163.

- Banker, R. D. & Natarajan, R. (2011). Statistical tests based on DEA efficiency scores. *Handbook on data envelopment analysis*, 273-295. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-6151-8_11
- BarentsWatch. (2023a). *Lakselus*. Hentet 06.12.2023 fra <https://www.barentswatch.no/havbruk/lakselus>
- BarentsWatch. (2023b). *Norsk oppdrettsnæring*. Hentet 10.05.2024 fra <https://www.barentswatch.no/artikler/norsk-oppdrettsnaring/>
- BarentsWatch. (2024a). *Kostnader*. Hentet 06.03.2024 fra <https://www.barentswatch.no/havbruk/costs>
- BarentsWatch. (2024b). *Produksjon av laksefisk*. Hentet 10.04.2024 fra <https://www.barentswatch.no/havbruk/produksjonlaksefisk>
- BarentsWatch. (2024c). *Tiltak mot lus*. <https://www.barentswatch.no/nedlasting/fishhealth/treatments?lang=no>
- Barrett, L. T., Oppedal, F., Robinson, N. & Dempster, T. (2020). Prevention not cure: a review of methods to avoid sea lice infestations in salmon aquaculture. *Reviews in Aquaculture*, 12(4), 2527-2543. <https://doi.org/10.1111/raq.12456>
- Blomgren, A., Fjellidal, Ø. M., Quale, C., Misund, B., Tveterås, R. & Kårtveit, B. H. (2019). Kartlegging av investeringer i fiskeri og fangst, akvakultur og fiskeindustri, 1970–2019. <http://hdl.handle.net/11250/2621211>
- Blumberg, B., Cooper, D. & Schindler, P. (2014). *Business research methods*. McGraw Hill.
- Bogetoft, P. & Otto, L. (2011). *Benchmarking with DEA, SFA, and R*.
- Bogetoft, P. & Otto, L. (2024). Benchmarking with DEA and SFA. (R package version 0.32). <https://cran.r-project.org/web/packages/Benchmarking/index.html>
- Busch, T. (2013). *Akademisk skriving for bachelor-og masterstudenter*. Fagbokforl.
- Camp, R. C. (1989). Benchmarking: the search for industry best practices that lead to superior performance.
- Caves, D. W., Christensen, L. R. & Diewert, W. E. (1982). The economic theory of index numbers and the measurement of input, output, and productivity. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 1393-1414. <https://doi.org/10.2307/1913388>
- Cermaq. (2023). *Verdikjeden - fra fjord til bord*. Hentet 27.11.2023 fra <https://www.cermaq.no/v%C3%A5r-produksjon/verdikjeden>
- Charnes, A., Cooper, W. W. & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European journal of operational research*, 2(6), 429-444. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8)
- Coelli, T. J., Rao, D. S. P., O'Donnell, C. J. & Battese, G. E. (2005). *An introduction to efficiency and productivity analysis*. Springer science & business media.
- Cook, W. D. & Seiford, L. M. (2009). Data envelopment analysis (DEA)—Thirty years on. *European journal of operational research*, 192(1), 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.01.032>
- Cook, W. D., Tone, K. & Zhu, J. (2014). Data envelopment analysis: Prior to choosing a model. *Omega*, 44, 1-4.
- Cooper, W. W., Seiford, L. M. & Zhu, J. (2011). Data envelopment analysis: History, models, and interpretations. *Handbook on data envelopment analysis*, 1-39.
- Dempster, T., Overton, K., Bui, S., Stien, L. H., Oppedal, F., Karlsen, Ø., Coates, A., Phillips, B. & Barrett, L. T. (2021). Farmed salmonids drive the abundance, ecology and evolution of parasitic salmon lice in Norway. *Aquaculture Environment Interactions*, 13, 237-248. <https://doi.org/10.3354/aei00402>
- Dyson, R. G., Allen, R., Camanho, A. S., Podinovski, V. V., Sarrico, C. S. & Shale, E. A. (2001). Pitfalls and protocols in DEA. *European journal of operational research*, 132(2), 245-259. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(00\)00149-1](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(00)00149-1)

- Farrell, M. J. (1957). The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, 120(3), 253-281.
<https://doi.org/10.2307/2343100>
- Finansdepartementet. (2019). *NOU 2019:18 Skattlegging av havbruksvirksomhet*. Hentet 23.11.2023 fra <https://www.regjeringen.no/no/dokumenter/nou-2019-18/id2676239/?ch=4>
- Finansdepartementet. (2023). *Prop. 78 LS (2022–2023) Grunnrenteskatt på havbruk*. Hentet 05.12.2023 fra <https://www.regjeringen.no/no/dokumenter/prop.-78-ls-20222023/id2968438/?ch=2>
- Fiskeridirektoratet. (2005). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 2005*.
- Fiskeridirektoratet. (2006). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 2006*.
- Fiskeridirektoratet. (2007). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 2007*.
- Fiskeridirektoratet. (2007). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 2007*.
- Fiskeridirektoratet. (2007). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 200*.
- Fiskeridirektoratet. (2008). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 2008*.
- Fiskeridirektoratet. (2009). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 2009*.
- Fiskeridirektoratet. (2010). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 2010*.
- Fiskeridirektoratet. (2011). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 2011*.
- Fiskeridirektoratet. (2012). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 2012*.
- Fiskeridirektoratet. (2013). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 2013*.
- Fiskeridirektoratet. (2014). *Lønnsomhetsundersøkelse for matfiskproduksjon laks og regnbueørret 2014*.
- Fiskeridirektoratet. (2015). *Lønnsomhetsundersøkelse for laks og regnbueørret 2015*.
- Fiskeridirektoratet. (2016). *Lønnsomhetsundersøkelse for laks og regnbueørret 2016*.
- Fiskeridirektoratet. (2017). *Lønnsomhetsundersøkelse for laks og regnbueørret 2017*.
- Fiskeridirektoratet. (2018). *Lønnsomhetsundersøkelse for laks og regnbueørret 2018*.
- Fiskeridirektoratet. (2019). *Lønnsomhetsundersøkelse for laks og regnbueørret 2019*.
- Fiskeridirektoratet. (2020). *Lønnsomhetsundersøkelse for laks og regnbueørret 2020*.
- Fiskeridirektoratet. (2021). *Lønnsomhetsundersøkelse for laks og regnbueørret 2021*.
- Fiskeridirektoratet. (2022a). *Lønnsomhetsundersøkelse for laks og regnbueørret 2022*.
- Fiskeridirektoratet. (2022b). *Årsrapport 2022*. <https://www.fiskeridir.no/Om-oss/AArsrapport>
- Fiskeridirektoratet. (2023a). *Akvakulturstatistikk: matfiskproduksjon av laks, regnbueørret og ørret. Salg 1994-2022*. <https://www.fiskeridir.no/Akvakultur/Tall-og-analyse/Akvakulturstatistikk-tidsserier/Laks-regnbueoerret-og-oerret/Matfiskproduksjon>
- Fiskeridirektoratet. (2023b). *Biomasse*. Hentet 28.11.2023 fra <https://www.fiskeridir.no/Akvakultur/Drift-og-tilsyn/Biomasse>

- Fiskeridirektoratet. (2023c). *Settefisk*. Hentet 27.11.2023 fra <https://www.fiskeridir.no/Akvakultur/Tildeling-og-tillatelser/Kommersielle-tillatelser/Laks-oerret-og-regnbueoerret/Settefisk>
- Fiskeridirektoratet. (2023d). *Tildelingsprosessen*. Hentet 22.11.2023 fra <https://www.fiskeridir.no/Akvakultur/Tildeling-og-tillatelser/Tildelingsprosessen>
- Fiskeridirektoratet. (2024a). *Lønnsomhetsundersøkelse for norsk matfiskproduksjon av laks og regnbueørret for tidsperioden 2015-2022* (Tilgjengeliggjort 7. februar 2024).
- Fiskeridirektoratet. (2024b). *Salg 1994-2022*. <https://www.fiskeridir.no/Akvakultur/Tall-og-analyse/Akvakulturstatistikk-tidsserier/Laks-regnbueoerret-og-oerret/Matfiskproduksjon>
- Forskrift om lakselusbekjempelse. (2012). *Forskrift om bekjempelse av lakselus i akvakulturanlegg FOR-2012-12-05-1140*. <https://lovdata.no/forskrift/2012-12-05-1140>
- Francis, G. & Holloway, J. (2007). What have we learned? Themes from the literature on best - practice benchmarking. *International Journal of Management Reviews*, 9(3), 171-189. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2370.2007.00204.x>
- Fried, H. O., Lovell, C. K. & Schmidt, S. S. (2008). Efficiency and productivity. *The measurement of productive efficiency and productivity growth*, 3, 3-91.
- Färe, R., Grosskopf, S., Norris, M. & Zhang, Z. (1994). Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrialized countries. *The American economic review*, 66-83. <https://www.jstor.org/stable/2117971>
- Färe, R., Grosskopf, S. & Roos, P. (1995). Productivity and quality changes in Swedish pharmacies. *International Journal of Production Economics*, 39(1-2), 137-144. [https://doi.org/10.1016/0925-5273\(94\)00063-G](https://doi.org/10.1016/0925-5273(94)00063-G)
- Førsund, F. R. (2013). Weight restrictions in DEA: misplaced emphasis? *Journal of Productivity Analysis*, 40, 271-283. <https://doi.org/10.1007/s11123-012-0296-9>
- Giannakis, D., Jamasb, T. & Pollitt, M. (2005). Benchmarking and incentive regulation of quality of service: an application to the UK electricity distribution networks. *Energy policy*, 33(17), 2256-2271. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2004.04.021>
- Golafshani, N. (2003). Understanding reliability and validity in qualitative research. *The qualitative report*, 8(4), 597-607. <https://doi.org/10.46743/2160-3715/2003.1870>
- Golany, B. & Roll, Y. (1989). An application procedure for DEA. *Omega*, 17(3), 237-250. [https://doi.org/10.1016/0305-0483\(89\)90029-7](https://doi.org/10.1016/0305-0483(89)90029-7)
- Hassanpour, B., Ismail, M. M., Mohamed, Z. & Kamarulzaman, N. H. (2010). Sources of productivity growth in rainbow trout aquaculture in Iran: technical efficiency change or technological progress? *Aquaculture Economics & Management*, 14(3), 218-234. <https://doi.org/10.1080/13657305.2010.503474>
- Håpnes, A. (2024). *Våre ville laksefisker sliter*. <https://naturvernforbundet.no/vare-ville-laksefisker-sliter/>
- Iversen, A., Asche, F., Hermansen, Ø. & Nystøyl, R. (2020). Production cost and competitiveness in major salmon farming countries 2003–2018. *Aquaculture*, 522, 735089. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2020.735089>
- Iversen, A., Hermansen, Ø., Andreassen, O., Brandvik, R. K., Marthinussen, A. & Nystøyl, R. (2015). *Kostnadsdrivere i lakseoppdrett*.
- Iversen, A., Hermansen, Ø., Nystøyl, R. & Hess, E. J. (2017). *Kostnadsutvikling i lakseoppdrett med fokus på før- og lusekostnader*. *Nofima rapportserie, Rapport 24/2017*. <http://hdl.handle.net/11250/2481501>
- Iversen, A., Hermansen, Ø., Nystøyl, R., Hess, E. J., Rolland, K. H., Garshol, L. D. & Marthinussen, A. (2019). *Kostnadsutvikling og forståelse av drivkrefter i norsk*

- lakseoppdrett. Faglig sluttrapport. *Nofima rapportserie, Rapport 35/2019*.
<http://hdl.handle.net/11250/2632322>
- Iversen, A., Hermansen, Ø., Nystøyl, R., Marthinussen, A. & Garshol, L. D. (2018).
 Kostnadsdrivere i lakseoppdrett 2018, fokus på smolt og kapitalbinding. *Nofima
 rapportserie, Rapport 37/2018*. <http://hdl.handle.net/11250/2577667>
- Ji, Y.-b. & Lee, C. (2010). Data envelopment analysis. *The Stata Journal*, 10(2), 267-280.
<https://doi.org/10.1177/1536867X1001000207>
- Kittelsen, S. A. & Førstund, F. (2001). Empiriske forskningsresultater om effektivitet i
 offentlig tjenesteproduksjon. Økonomisk forum,
<https://www.frisch.uio.no/publikasjoner/?pubid=173>
- Laks. (2023a). *Lakseeventyret*. Hentet 06.12.2023 fra <https://laks.no/lakseeventyret/>
- Laks. (2023b). *Norsk laks fra fjord til bord*. Hentet 27.11.2023 fra
<https://laks.no/lakseproduksjon/>
- Larsen, A. K. (2007). *En enklere metode: veiledning i samfunnsvitenskapelig
 forskningsmetode*. Fagbokforl.
- Lee, H.-S., Chu, C.-W. & Zhu, J. (2011). Super-efficiency DEA in the presence of
 infeasibility. *European journal of operational research*, 212(1), 141-147.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.01.022>
- Lerøy Seafood. (2023). *Hvordan produserer vi laks?* Hentet 23.11.2023 fra
<https://www.leroyseafood.com/no/om-leroy/om-oss/hvordan-produserer-vi-laks/>
- Lie, A., Tjora, M., Lindhjem, H., Navrud, S., Aanesen, M. & Kipperberg, G. (2021).
Kostnader og nytte ved miljøtiltak i norsk lakseoppdrett.
[https://www.samfunnsokonomien.no/journal/2021/6/m-
 1396/Kostnader_og_nytte_ved_milj%C3%B8tiltak_i_norsk_lakseoppdrett](https://www.samfunnsokonomien.no/journal/2021/6/m-1396/Kostnader_og_nytte_ved_milj%C3%B8tiltak_i_norsk_lakseoppdrett)
- McIntosh, P., Barrett, L., Warren-Myers, F., Coates, A., Macaulay, G., Szetey, A., Robinson,
 N., White, C., Samsing, F. & Oppedal, F. (2022). Supersizing salmon farms in the
 coastal zone: A global analysis of changes in farm technology and location from 2005
 to 2020. *Aquaculture*, 553, 738046. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2022.738046>
- Misund, B. (2022). Kostnadsutvikling i oppdrett av laks og ørret: Hva koster biologisk risiko?
NORCE rapport nr. 41-2022. <https://hdl.handle.net/11250/3034859>
- Misund, B. (2023). *Fiskeoppdrett*. Hentet 16.04.2024 fra <https://snl.no/fiskeoppdrett>
- Mohammadi, A., Rafiee, S., Jafari, A., Keyhani, A., Dalgaard, T., Knudsen, M. T., Nguyen,
 T. L. T., Borek, R. & Hermansen, J. E. (2015). Joint life cycle assessment and data
 envelopment analysis for the benchmarking of environmental impacts in rice paddy
 production. *Journal of Cleaner Production*, 106, 521-532.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.05.008>
- Nataraja, N. R. & Johnson, A. L. (2011). Guidelines for using variable selection techniques in
 data envelopment analysis. *European journal of operational research*, 215(3), 662-
 669. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.06.045>
- Nilsen, O. B. (2010). Learning-by-doing or technological leapfrogging: Production frontiers
 and efficiency measurement in Norwegian salmon aquaculture. *Aquaculture
 Economics & Management*, 14(2), 97-119.
<https://doi.org/10.1080/13657301003776649>
- Norges sjømatråd. (2023a). *Fiskesprell: Bærekraftig havbruk*. Hentet 27.11.2023 fra
<https://fiskesprell.no/undervisning/12/havbruk/>
- Norges sjømatråd. (2023b). *Norge eksporterte sjømat for 151,4 milliarder kroner i 2022*.
 Hentet 15.04.2024 fra [https://seafood.no/aktuelt/nyheter/norge-eksporterte-sjomat-for-
 1514-milliarder-kroner-i-2022/](https://seafood.no/aktuelt/nyheter/norge-eksporterte-sjomat-for-1514-milliarder-kroner-i-2022/)
- Norsk industri. (2017). *Veikart for havbruksnæringen*.
<https://www.norskindustri.no/dokumenter/bransjedokument/veikart-i-norsk-industri/>

- Nærings- og fiskeridepartementet. (2023). *NOU 2023: 23 Helhetlig forvaltning av akvakultur for bærekraftig verdiskaping*. Hentet 29.11.2023 fra <https://www.regjeringen.no/no/dokumenter/nou-2023-23/id2995224/?ch=1>
- Pandey, R., Asche, F., Misund, B., Nygaard, R., Adewumi, O. M., Straume, H.-M. & Zhang, D. (2023). Production growth, company size, and concentration: The case of salmon. *Aquaculture*, 577, 739972. <https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2023.739972>
- Paradi, J. C., Asmild, M. & Simak, P. C. (2004). Using DEA and worst practice DEA in credit risk evaluation. *Journal of Productivity Analysis*, 21, 153-165. <https://doi.org/10.1023/B:PROD.0000016870.47060.0b>
- Pettersen, V. L. (2022). *Oppdrettsanlegg opptar større havområder enn før*. Hentet 11.04.2024 fra <https://www.hi.no/hi/nyheter/2022/april/oppdrettsanlegg-opptar-storre-havomrader-enn-for>
- Peyrache, A., Rose, C. & Sicilia, G. (2020). Variable selection in data envelopment analysis. *European journal of operational research*, 282(2), 644-659. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.09.028>
- Pham Evans, M. T., Tisak, D. J. & Williamson, D. F. (2012). Twenty - first century benchmarking: searching for the next generation. *Benchmarking: An International Journal*, 19(6), 760-780. <https://doi.org/10.1108/14635771211284314>
- Ray, S. C. (2004). *Data envelopment analysis: theory and techniques for economics and operations research*. Cambridge university press.
- Ray, S. C. & Desli, E. (1997). Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrialized countries: comment. *The American economic review*, 87(5), 1033-1039. <https://www.jstor.org/stable/2951340>
- Ringdal, K. (2019). *Enhet og mangfold: Samfunnsvitenskaplig forskning og kvantitativ metode*. Fagbokforlaget.
- Roll, K. H. (2013). Measuring performance, development and growth when restricting flexibility. *Journal of Productivity Analysis*, 39, 15-25. <https://doi.org/10.1007/s11123-012-0265-3>
- Salazar, C., Cárdenas-Retamal, R. & Jaime, M. (2023). Environmental efficiency in the salmon industry—an exploratory analysis around the 2007 ISA virus outbreak and subsequent regulations in Chile. *Environment, Development and Sustainability*, 25(8), 8107-8135. <https://doi.org/10.1007/s10668-022-02390-8>
- Simar, L. & Wilson, P. W. (1998). *Productivity growth in industrialized countries*. Université Catholique de Louvain Leuven. <http://hdl.handle.net/2078.1/3943>
- Singh, K. & Upadhyaya, S. (2012). Outlier detection: applications and techniques. *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, 9(1), 307.
- Smiti, A. (2020). A critical overview of outlier detection methods. *Computer Science Review*, 38, 100306. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2020.100306>
- Sommerset, I., Wiik-Nielsen, J., Oliveira, V. H. S. d., Moldal, T., Bornø, G., Haukaas, A. & Brun, E. (2023). *Fiskehelserapporten 2022*. Veterinærinstituttet. <https://www.vetinst.no/rapporter-og-publikasjoner/rapporter/2023/fiskehelserapporten-2022>
- Stapenhurst, T. (2009). *The benchmarking book*. Routledge.
- Statistisk sentralbyrå. (2024a). *Prisindeks for førstegangsomsetning innenlands*. <https://www.ssb.no/priser-og-prisindekser/produsent-og-engrosprisindekser/statistikk/prisindeks-for-forstegangsomsetning-innenlands>
- Statistisk sentralbyrå. (2024b). *Produsentprisindeksen*. <https://www.ssb.no/priser-og-prisindekser/produsent-og-engrosprisindekser/statistikk/produsentprisindeksen>

- Statistisk sentralbyrå. (2024c). *Tabell 1: Konsumprisindeks, historisk serie fra 1924 (2014=100)*. Hentet 12.03.2024 fra <https://www.ssb.no/priser-og-prisindekser/konsumpriser/statistikk/konsumprisindeksen>
- Sukamolson, S. (2007). Fundamentals of quantitative research. *Language Institute Chulalongkorn University*, 1(3), 1-20. <https://doi.org/10.46743/2160-3715/2003.1870>
- Theodoridis, A., Batzios, C., Ragkos, A. & Angelidis, P. (2017). Technical efficiency measurement of mussel aquaculture in Greece. *Aquaculture international*, 25, 1025-1037. <https://doi.org/10.1007/s10499-016-0092-z>
- Tone, K. (2001). A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis. *European journal of operational research*, 130(3), 498-509. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(99\)00407-5](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(99)00407-5)
- Tveteras, R. & Battese, G. E. (2006). Agglomeration externalities, productivity, and technical inefficiency. *Journal of regional science*, 46(4), 605-625. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9787.2006.00470.x>
- Vassdal, T. (2009). *En oversikt over en del DEA modeller - et forelesningsnotat*. Universitetet i Tromsø.
- Vassdal, T. & Holst, H. M. S. (2011). Technical progress and regress in Norwegian salmon farming: a Malmquist index approach. *Marine Resource Economics*, 26(4), 329-341. <https://doi.org/10.5950/0738-1360-26.4.329>
- Wagner, J. M. & Shimshak, D. G. (2007). Stepwise selection of variables in data envelopment analysis: Procedures and managerial perspectives. *European journal of operational research*, 180(1), 57-67. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.02.048>
- Wheelock, D. C. & Wilson, P. W. (1999). Technical progress, inefficiency, and productivity change in US banking, 1984-1993. *Journal of Money, Credit, and Banking*, 212-234. <https://doi.org/10.2307/2601230>
- Yang, H. & Pollitt, M. (2012). Incorporating undesirable outputs into Malmquist TFP indices with an unbalanced data panel of Chinese power plants. *Applied Economics Letters*, 19(3), 277-283. <https://doi.org/10.1080/13504851.2011.572843>
- Yin, X., Wang, A., Zhou, H., Wang, Q., Li, Z. & Shao, P. (2014). Economic efficiency of crucian carp (*Carassius auratus gibelio*) polyculture farmers in the coastal area of Yancheng city, China. *Turkish Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 14(2), 429-437. https://doi.org/10.4194/1303-2712-v14_2_13

Vedlegg

Vedlegg 1: R-script

```
rm(list = ls())

require(readxl)
require(Benchmarking)
require(tidyverse)
require(ggplot2)

# Supereffektivitet
# Supereffektivitet beste praksis
x=as.matrix(data[,c(4,5,6,9,10,11,12)])
x
y=as.matrix(data[,c(8)])
y

# VRS
esuper <- sdea(x, y, RTS="VRS", ORIENTATION = "in")
summary(esuper)
plot(sort(esuper$eff),ylab="Supereffektivitet",
      main="Supereffektivitet")
sort(esuper$eff)
esuper$eff

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

# CRS
esuper <- sdea(x, y, RTS="CRS", ORIENTATION = "in")
summary(esuper)
plot(sort(esuper$eff),ylab="Supereffektivitet",
      main="Supereffektivitet")
sort(esuper$eff)
esuper$eff

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

# Supereffektivitet verste praksis
x=as.matrix(data[,c(8)])
x
y=as.matrix(data[,c(4,5,6,9,10,11,12)])
y
```

```

# VRS
esuper <- sdea(x, y, RTS="VRS", ORIENTATION = "out")
plot(sort(esuper$eff),ylab="Supereffektivitet",
      main="Supereffektivitet")
sort(esuper$eff)
esuper$eff

sdea(x,y, RTS="vrs", ORIENTATION="out")

# CRS
esuper <- sdea(x, y, RTS="CRS", ORIENTATION = "out")
plot(sort(esuper$eff),ylab="Supereffektivitet",
      main="Supereffektivitet")
sort(esuper$eff)
esuper$eff

sdea(x,y, RTS="crs", ORIENTATION="out")

# Bankertest variabler og skala
# CRS
xvar <- c(4,5,6,9,10,11,12)
x1 <- data[,xvar]
yvar <- c(8)
y1 <- data[,yvar]
x1=as.matrix(x1)
y=as.matrix(y1)
E1<-eff(dea(x1,y,RTS="crs",ORIENTATION="in"))

# VRS
xvar <- c(4,5,6,9,10,11,12)
x1 <- data[,xvar]
yvar <- c(8)
y1 <- data[,yvar]
x2=as.matrix(x1)
y=as.matrix(y1)
E2<-eff(dea(x2,y,RTS="vrs",ORIENTATION="in"))

# Test med eksponentialfordeling (TEX)
TEX <- sum(E1-1) / sum(E2-1)
TEX
qf(.95, 2*length(E1), 2*length(E2))
pf(TEX, 2*length(E1),2*length(E2))

```

```

# Test med halvnormalfordeling (THN)
THN <- (sum((E1-1)*(E1-1)))/(sum((E2-1)*(E2-1)))
THN
qf(.95, length(E1), length(E2))
pf(THN, length(E1), length(E2))

# Kolmogorov-Smirnov test
ks.test(E1, E2, alternative="greater")
plot(E1,E2,xlim=range(E1,E2),ylim=range(E1,E2))
abline(0,1)
K<-length(E1)

# Plot
plot(sort(E1),(1:K)/K,type="s",ylim=c(0,1),ylab="prob",xlab="eff")
lines(sort(E2),(1:K)/K,type="s",lty="dashed")
legend("bottomright",c("E1","E2"),lty=c("solid","dashed"),bty="n")

# Korrelasjon
cor(with(data, cbind(FORFORBRUK, SMOLTKOST, BET_ARB_TIMER,
UTNYTTET_KAP, ANNEN_DRIFTSKOST,
FISKEHELSE, MILJØVEDL, ANNET, PROD_2012DEF)))

# DEA effektivitet – beste praksis
x=as.matrix(data[,c(4,5,6,9,10,11,12)])
x
y=as.matrix(data[,c(8)])
y
# CRS
e_crs <- dea(x,y, RTS="crs", ORIENTATION="in")
eff(e_crs)
summary(e_crs)

round(sd(eff(e_crs)), 3)

# VRS
e_vrs <- dea(x,y, RTS="vrs", ORIENTATION="in")
eff(e_vrs)
summary(e_vrs)

round(sd(eff(e_vrs)), 3)

tecrs<-e_crs$eff
tevrs<-e_vrs$eff

```

```

# Skalaeffektivitet
se <- eff(e_crs)/eff(e_vrs)
se <- tecrs/tevrs
se

# Salterdiagram
barplot(height=tecrs[order(tecrs)],width=y,space = 0,main="CRS",
  xlab="Relative production", ylab = "Relative performance")
abline(a=1, b=0, lty="dashed",col="red",lwd=2)

# Malmquist
datamalm1 <- filter(data, UAAR == 2015)
datamalm2 <- filter(data, UAAR == 2016)

# Definer variabler
x1=as.matrix(datamalm1[,c(4,5,6,9,10,11,12)])
y1=as.matrix(datamalm1[,c(8)])

x2=as.matrix(datamalm2[,c(4,5,6,9,10,11,12)])
y2=as.matrix(datamalm2[,c(8)])

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

e11<-eff(E11)
e22<-eff(E22)
e12<-eff(E12)
e21<-eff(E21)

M<-((e12/e11)*(e22/e21))^(1/2)
MC<-e22/e11
MF<-((e12/e22)*(e11/e21))^(1/2)
print(cbind(M,MC,MF))

# Plot resultater
y_average<-(y1+y2)/2

# Salterdiagram
barplot(height=M[order(M)],width=y_average,space = 0,main="MPI",
  xlab="Relative production", ylab = "Relative performance")
abline(a=1, b=0, lty="dashed",col="red",lwd=2)

```

```

# Malmquist VRS
# Fire forskjellige DEA modeller - VRS
Ev11<-dea(x1,y1,RTS="vrs",ORIENTATION="in")
Ev22<-dea(x2,y2,RTS="vrs",ORIENTATION="in")
Ev21<-dea(x1,y1,RTS="vrs",ORIENTATION="in", XREF=x2, YREF=y2)
Ev12<-dea(x2,y2,RTS="vrs",ORIENTATION="in", XREF=x1, YREF=y1)

ev11<-eff(Ev11)
ev22<-eff(Ev22)
ev12<-eff(Ev12)
ev21<-eff(Ev21)

# Dekomponering SW 1998 og WW 1999
M<-((ec12/ec11)*(ec22/ec21))^(1/2)
PURE.EFF<-ev22/ev11
PURE.TECH<-((ev12/ev22)*(ev11/ev21))^(1/2)
SE11<-ec11/ev11
SE22<-ec22/ev22
SE12<-ec12/ev12
SE21<-ec21/ev21
SCALE<-SE22/SE11
SCALE.TECH<-((SE12/SE22)*(SE11/SE21))^(1/2)

# Dekomponering av attributter
# Dekomponering (Fare et al (1995), Giannakis et al (2005), Yang
og Pollitt (2012))
x1=as.matrix(data1[,c(4,5,11,14,17)])
a1=as.matrix(data1[,c(15,16)])
x1a1<- cbind(x1,a1)
y1=as.matrix(data1[,c(8)])

x2=as.matrix(data2[,c(4,5,11,14,17)])
a2=as.matrix(data2[,c(15,16)])
x2a2<- cbind(x2,a2)
y2=as.matrix(data2[,c(8)])

# Kombinasjon av input med attributt i ulike perioder
x1a2<- cbind(x1,a2)
x2a1<- cbind(x2,a1)

```



```

# s
sc11<-eff(dea(x1a1,y1,RTS="crs",ORIENTATION="in"))
sc22<-eff(dea(x2a2,y2,RTS="crs",ORIENTATION="in"))
sc21<-eff(dea(x1a1,y1,RTS="crs",ORIENTATION="in", XREF=x2a2,
  YREF=y2))
sc12<-eff(dea(x2a2,y2,RTS="crs",ORIENTATION="in", XREF=x1a1,
  YREF=y1))
Ma<-((sc12/sc11)*(sc22/sc21))^(1/2)
Mca<-sc22/sc11
Mfa<-((sc12/sc22)*(sc11/sc21))^(1/2)
print(cbind(Ma,Mca,Mfa,sc11,sc22,sc21,sc12))

# q
qc112<-eff(dea(x1a2,y1,RTS="crs",ORIENTATION="in", XREF=x1a1,
  YREF=y1))
qc221<-eff(dea(x2a1,y2,RTS="crs",ORIENTATION="in", XREF=x2a2,
  YREF=y2))
Q<-((qc112/sc11)*(sc22/qc221))^(1/2)
Q

# Sammenligne s og q
Maq<-((qc112/sc11)*(sc22/qc221)*(sc12/qc112)*(qc221/sc21))^(1/2)
Maq

Mny<-((sc12/qc112)*(qc221/sc21))^(1/2)
Q*Mny
print(cbind(Ma, Maq, Q, Mny))

# Bankertest av størrelse
xvar1 <- c(15)
E1 <- as.matrix(prod_over[xvar1])
E2 <- as.matrix(prod_under[xvar1])

TEX <- (sum(E1-1)/length(E1)) / (sum(E2-1)/length(E2))
TEX
qf(.025, 2*length(E1), 2*length(E2))
qf(.975, 2*length(E1), 2*length(E2))
pf(TEX, 2*length(E1),2*length(E2))

THN <- sum((E1-1)^2)/length(E1) / (sum((E2-1)^2)/length(E2))
THN
qf(.025, length(E1), length(E2))
qf(.975, length(E1), length(E2))
pf(THN, length(E1), length(E2))

```

```
# BCG-matrise
effektivitet_grense <- mean(data$vrs_mod3)
prod_grense <- median(data$produksjonskost)

min_size <- min(data$PROD_2012DEF)
max_size <- max(data$PROD_2012DEF)

ggplot(data, aes(x = vrs_mod3, y = produksjonskost, label =
  A_KODE)) +
  geom_point() +
  geom_vline(xintercept = effektivitet_grense, linewidth = 0.5,
  color = 'black') +
  geom_hline(yintercept = prod_grense, linewidth = 0.5, color =
  'black') +
  labs(x = "Effektivitet", y = "Produksjonskostnad") +
  xlim(c(0.4, max(data$vrs_mod3))) +
  theme_minimal()
```

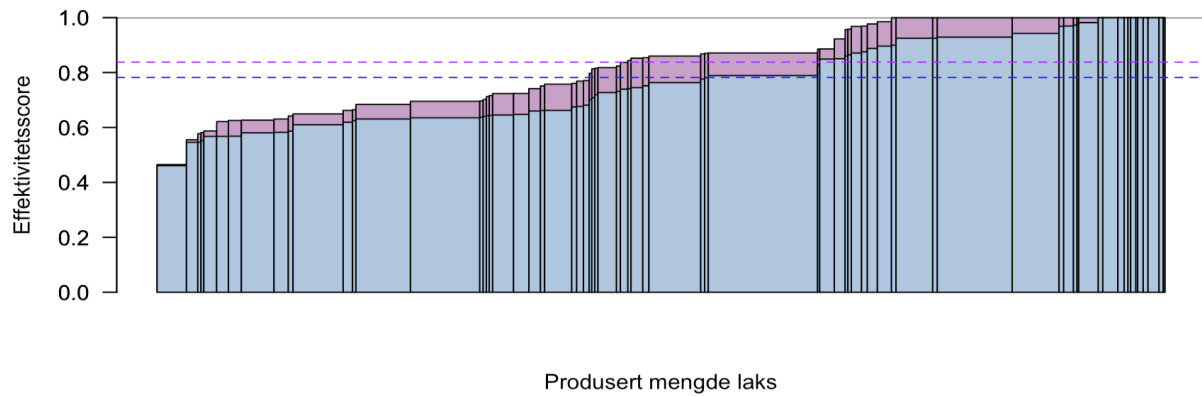
Vedlegg 2: Deskriptiv statistikk

	Gjennomsnitt	Standardavvik	Min.	Maks.
2015				
Fôrforbruk	13 718 764	18 948 088	1 750 922	102 131 181
Smoltkostnad	30 648 209	37 148 583	2 514 150	187 313 803
Betalte arbeidstimer	57 450	76 878.96	4 778	376 200
Utnyttet kapasitet	748 251	1 059 292	47 469	4 863 751
ADK	89 483 563	155 210 751	6 657 977	825 492 943
Fiskehelse	20 749 610	41 151 882	104 929	249 587 051
Miljø/vedlikehold	17 977 806	25 729 307	1 196 787	152 224 608
Annet	50 756 147	97 714 823	575 065	545 868 028
Produsert mengde	11 559 645	15 803 668	1 206 948	81 702 726
2016				
Fôrforbruk	15 193 327	20 345 385	1 333 333	111 917 175
Smoltkostnad	39 324 686	50 862 339	2 585 458	237 541 984
Betalte arbeidstimer	72 524	107 379	6 040	632 835
Utnyttet kapasitet	845 756	1 230 377	47 920	6 806 786
ADK	122 662 475	217 057 886	5 802 806	1 184 102 726
Fiskehelse	24 283 865	44 473 063	139 390	306 073 980
Miljø/vedlikehold	21 290 442	27 742 123	986 477	150 078 270
Annet	77 088 167	161 485 228	2 680 704	1 036 013 381
Produsert mengde	12 644 401	17 460 009	1 413 437	97 380 315
2017				
Fôrforbruk	16 209 211	22 687 439	1 136 363	128 891 642
Smoltkostnad	43 175 353	51 371 966	4 403 225	233 272 748
Betalte arbeidstimer	77 506	111 724.6	2 768	595 935
Utnyttet kapasitet	896 387	1 184 896	75 000	6 694 340
ADK	125 840 581	183 544 566	5 611 109	1 076 682 270
Fiskehelse	28 573 808	52 250 621	223 349	254 051 640
Miljø/vedlikehold	26 404 836	32 994 689	176 459	154 524 205
Annet	70 861 936	114 250 328	2 431 109	668 106 425
Produsert mengde	12 689 877	18 031 017	1 425 900	101 818 834
2018				
Fôrforbruk	17 612 012	28 897 106	1 376 988	189 857 803
Smoltkostnad	49 814 140	62 504 313	5 113 308	363 075 817
Betalte arbeidstimer	85 220	141 667	3 845	926 211
Utnyttet kapasitet	1 092 619	1 537 050	69 600	10 034 130
ADK	142 775 073	246 770 297	6 918 562	1 627 709 556
Fiskehelse	27 688 993	45 711 546	397 057	229 983 478
Miljø/vedlikehold	29 074 006	47 826 425	219 631	291 187 753
Annet	86 012 075	168 297 231	1 101 947	1 106 538 325
Produsert mengde	15 093 882	27 414 647	1 441 930	189 704 412
2019				
Fôrforbruk	17 734 985	30 294 326	1 865 121	193 586 817
Smoltkostnad	54 372 868	79 868 347	4 129 938	446 350 164
Betalte arbeidstimer	90 615	168 393	2 298	1 084 860
Utnyttet kapasitet	952 801	1 546 241	50 000	9 651 612
ADK	164 327 944	283 296 407	8 717 228	1 771 453 000
Fiskehelse	30 524 984	54 838 077	110 000	301 230 526
Miljø/vedlikehold	27 073 542	46 327 159	409 683	313 197 760

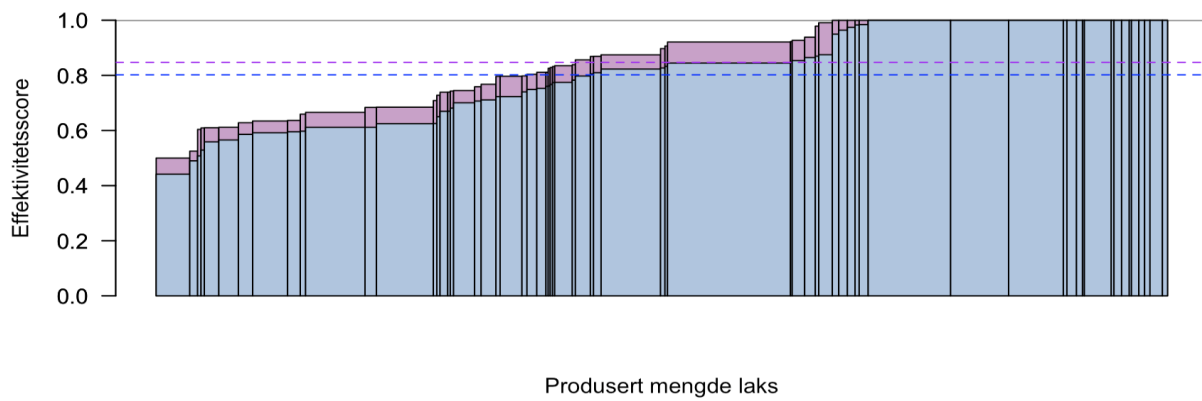
Annet	106 729 419	194 300 447	3 781 459	1 157 024 714
Produsert mengde	13 868 916	25 062 609	810 423	165 583 297
2020				
Fôrforbruk	25 231 708	55 428 640	1 005 366	385 757 000
Smoltkostnad	81 847 923	155 409 170	3 087 633	1 095 473 000
Betalte arbeidstimer	126 419	269 453	5 750	1 667 826
Utnyttet kapasitet	1 432 250	3 118 451	30 000	22 040 550
ADK	218 378 251	414 244 618	11 453 405	2 747 044 225
Fiskehelse	52 063 611	147 312 375	299 999	1 147 034 000
Miljø/vedlikehold	41 006 037	88 043 139	2 929 121	653 556 000
Annet	125 308 602	214 976 335	2 050 950	1 205 981 506
Produsert mengde	19 408 004	42 668 008	1 331 259	291 212 653
2021				
Fôrforbruk	23 390 215	54 906 733	1 414 904	371 671 000
Smoltkostnad	82 809 098	165 450 661	4 744 446	1 169 594 000
Betalte arbeidstimer	120 301	262 820	7 380	1 667 899
Utnyttet kapasitet	1 299 677	3 212 432	75 000	22 943 712
ADK	203 238 330	429 819 247	8 066 129	2 457 105 460
Fiskehelse	47 751 343	141 869 483	405 274	1 056 784 000
Miljø/vedlikehold	33 338 753	80 699 765	1 971 541	604 310 000
Annet	122 148 234	249 944 674	1 587 191	1 478 217 066
Produsert mengde	18 547 918	44 176 938	1 491 673	298 053 070
2022				
Fôrforbruk	18 392 330	31 647 382	1 810 981	210 076 564
Smoltkostnad	75 901 787	104 805 465	5 404 918	608 815 763
Betalte arbeidstimer	95 707	170 869	5 535	1 100 925
Utnyttet kapasitet	1 057 526	2 141 599	105 514	15 424 650
ADK	242 399 625	492 117 028	10 474 385	3 187 918 952
Fiskehelse	37 923 119	70 713 929	474 348	444 875 328
Miljø/vedlikehold	32 872 426	53 162 383	1 011 985	339 456 194
Annet	171 604 080	388 296 053	5 486 458	2 403 587 430
Produsert mengde	15 150 183	33 068 473	1 150 914	244 551 838

Vedlegg 3: Gjennomsnittlig TE_{CRS}

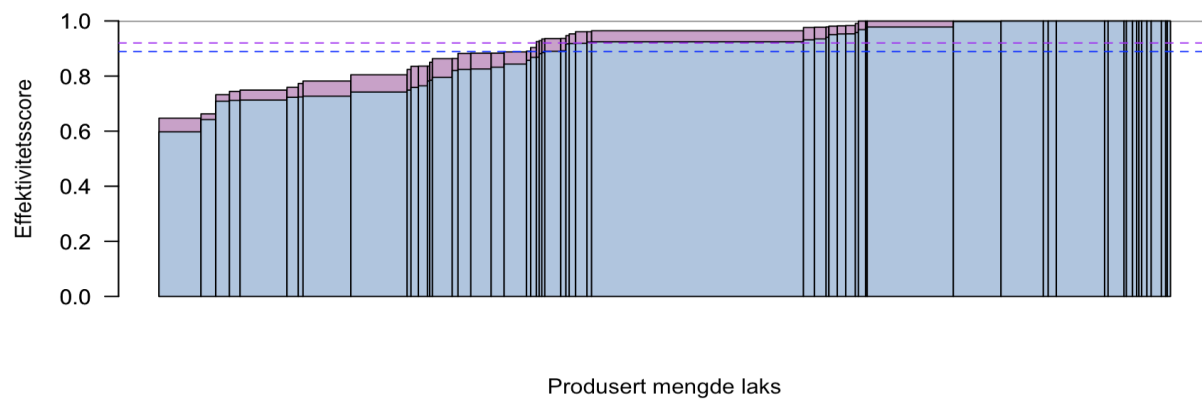
Gjennomsnittlig TE_{CRS} i 2016 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}



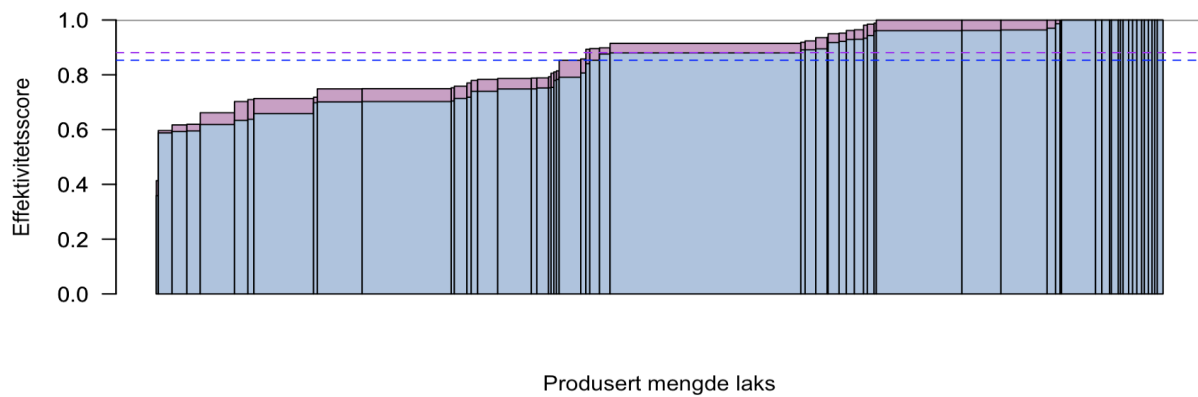
Gjennomsnittlig TE_{CRS} i 2017 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}



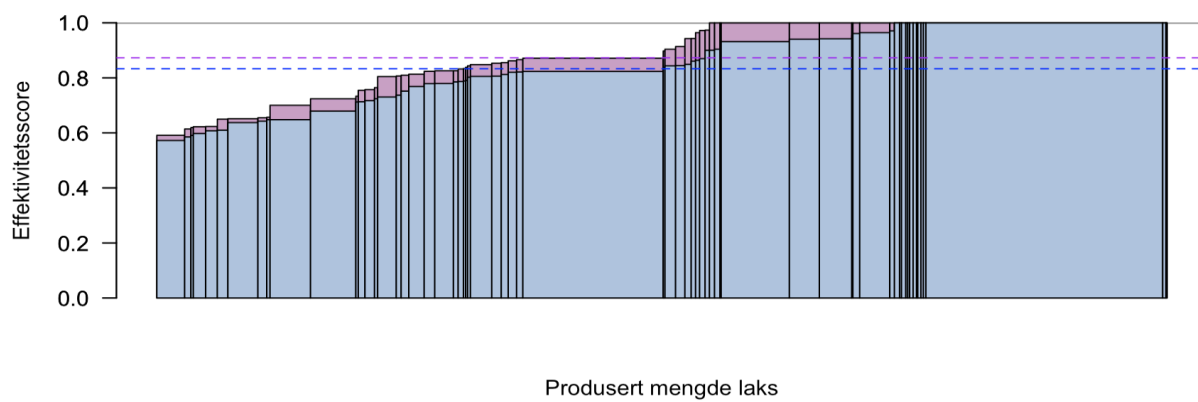
Gjennomsnittlig TE_{CRS} i 2018 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}



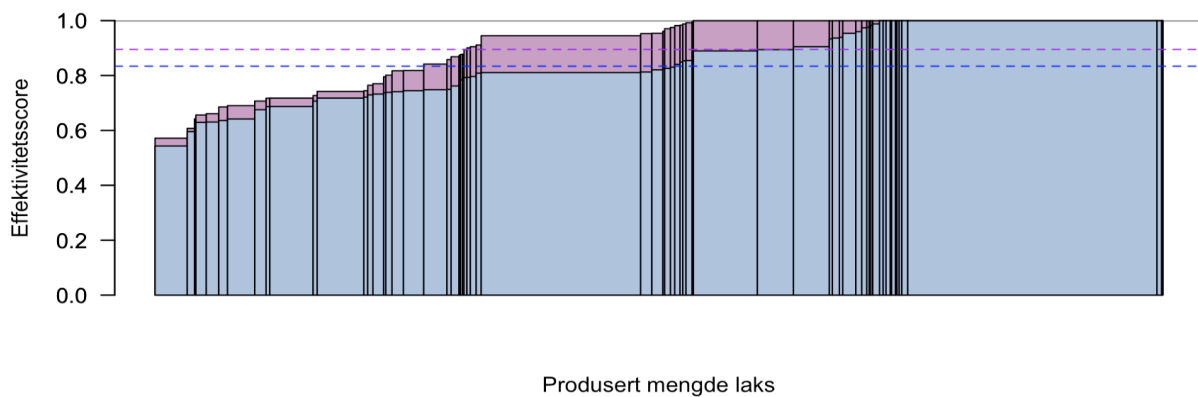
Gjennomsnittlig TE_{CRS} i 2019 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}



Gjennomsnittlig TE_{CRS} i 2020 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}

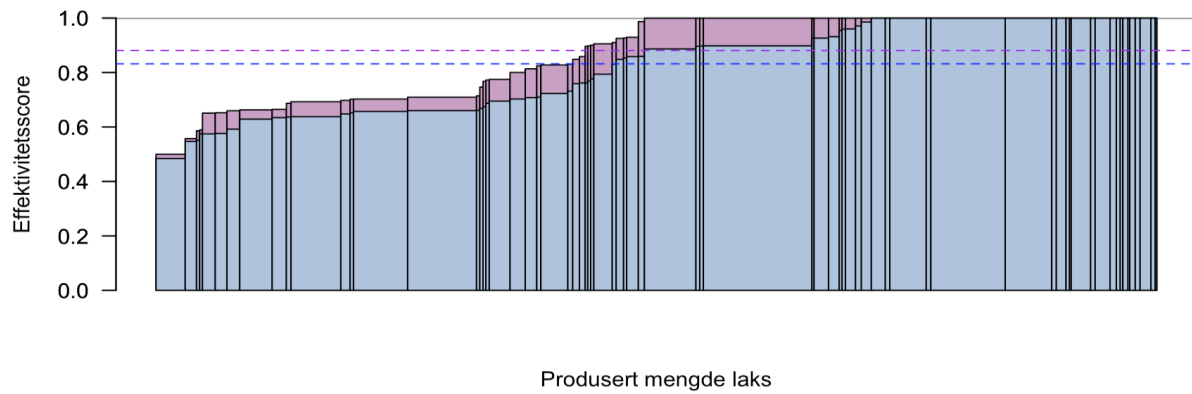


Gjennomsnittlig TE_{CRS} i 2021 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}

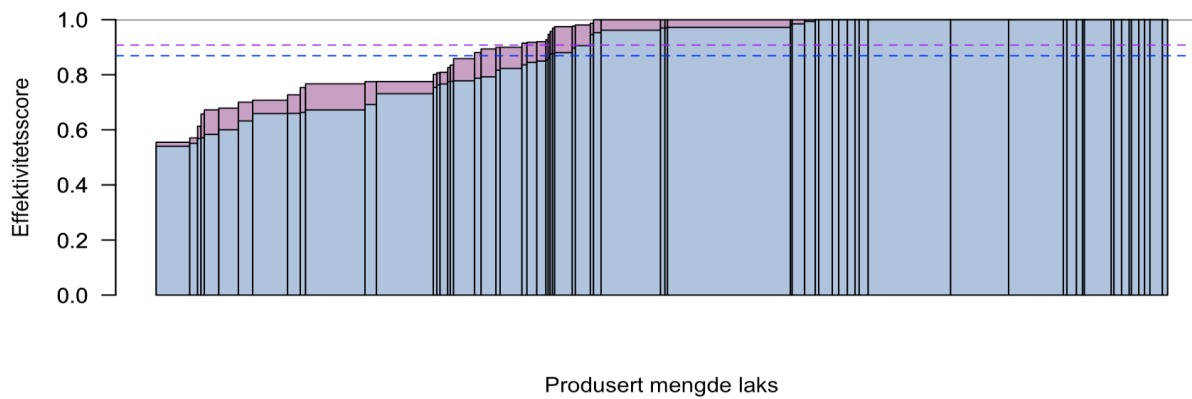


Vedlegg 4: Gjennomsnittlig TE_{VRS}

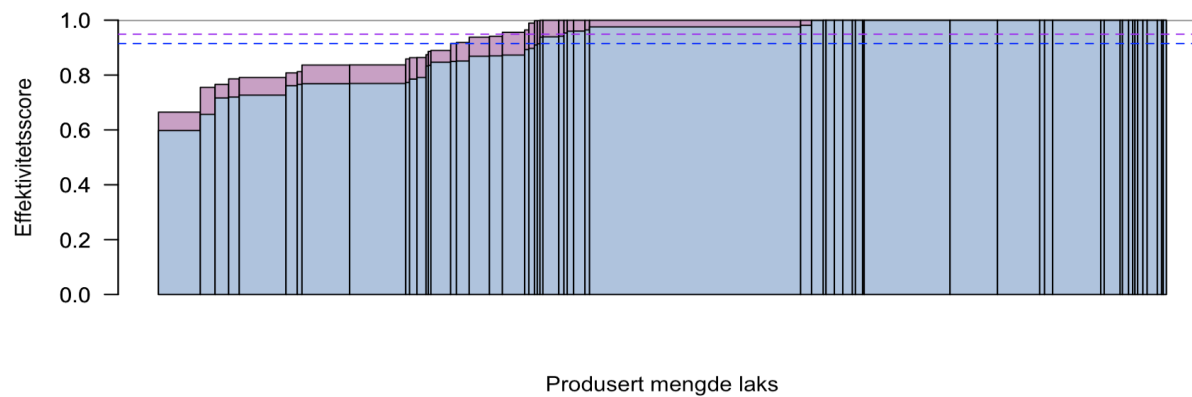
Gjennomsnittlig TE_{VRS} i 2016 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}



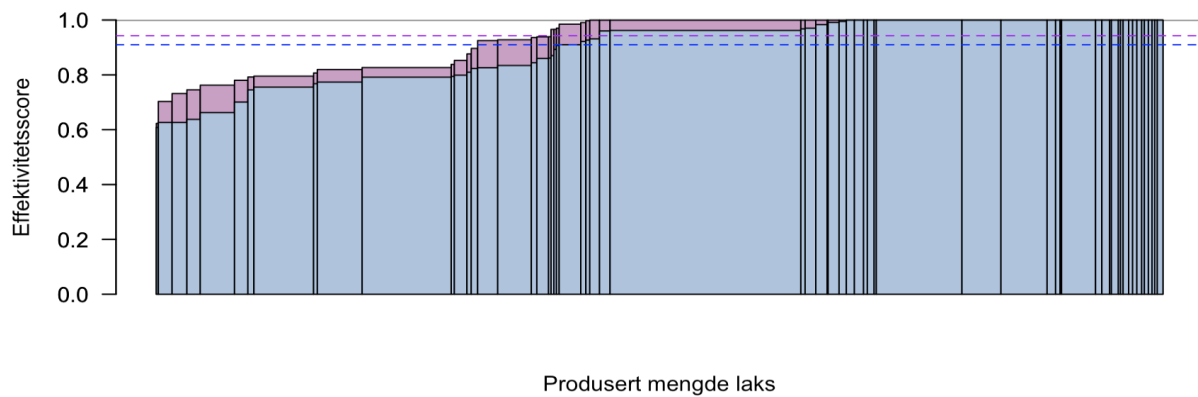
Gjennomsnittlig TE_{VRS} i 2017 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}



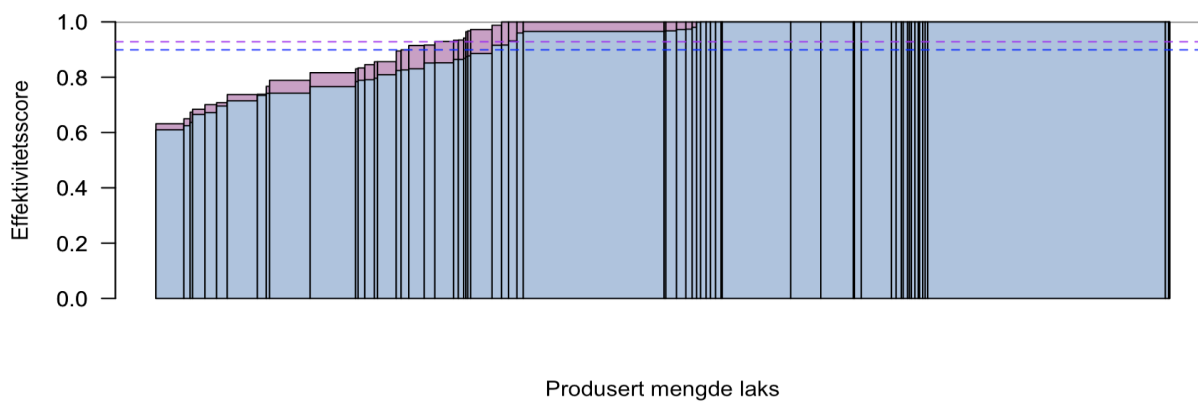
Gjennomsnittlig TE_{VRS} i 2018 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}



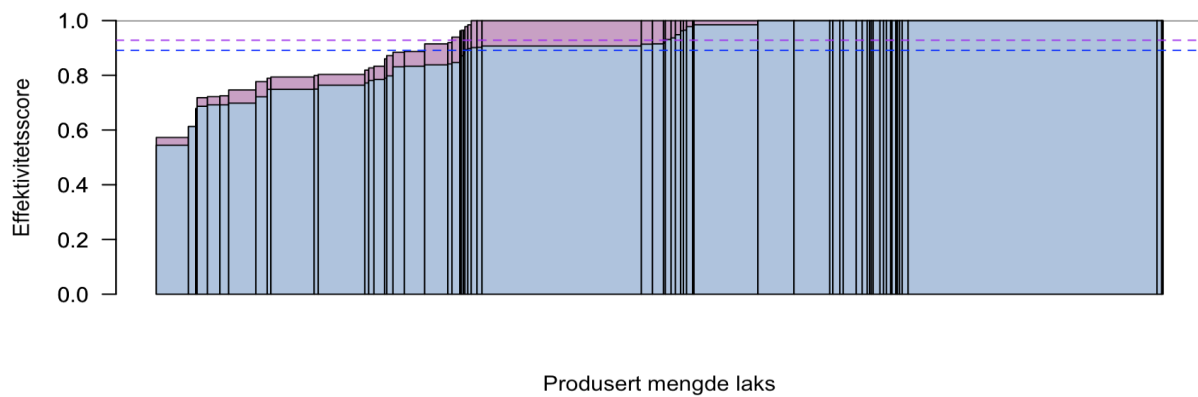
Gjennomsnittlig TE_{VRS} i 2019 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}



Gjennomsnittlig TE_{VRS} i 2020 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}

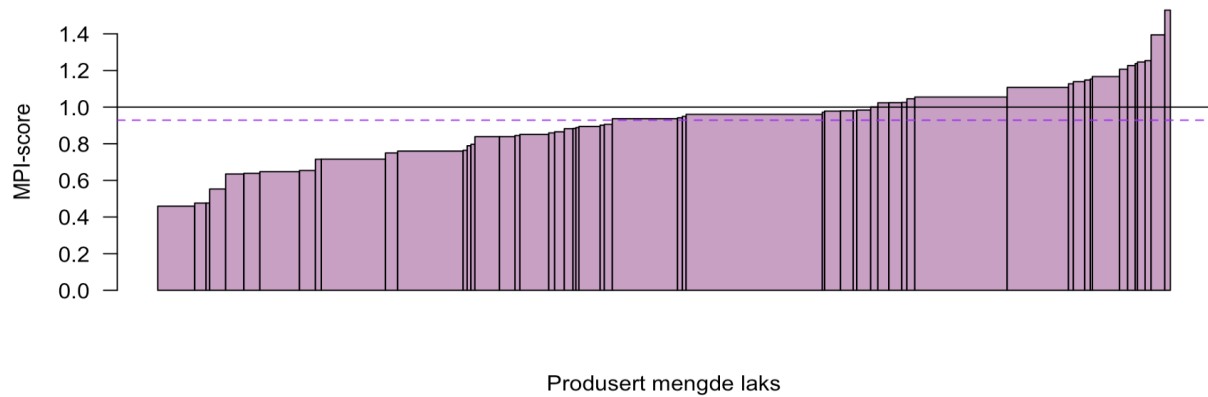


Gjennomsnittlig TE_{VRS} i 2021 – for MOD_{ADK} og MOD_{DEKOMP}

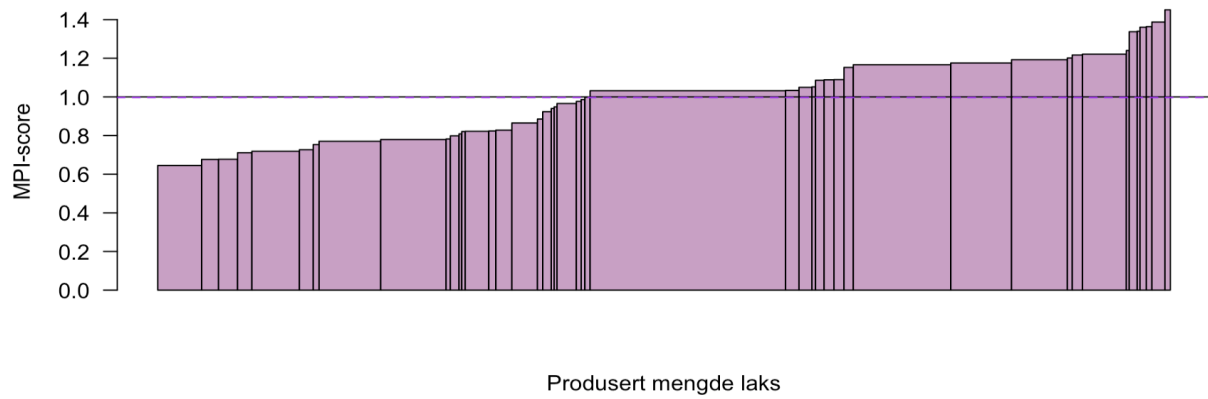


Vedlegg 5: Gjennomsnittlig M_{CRS}

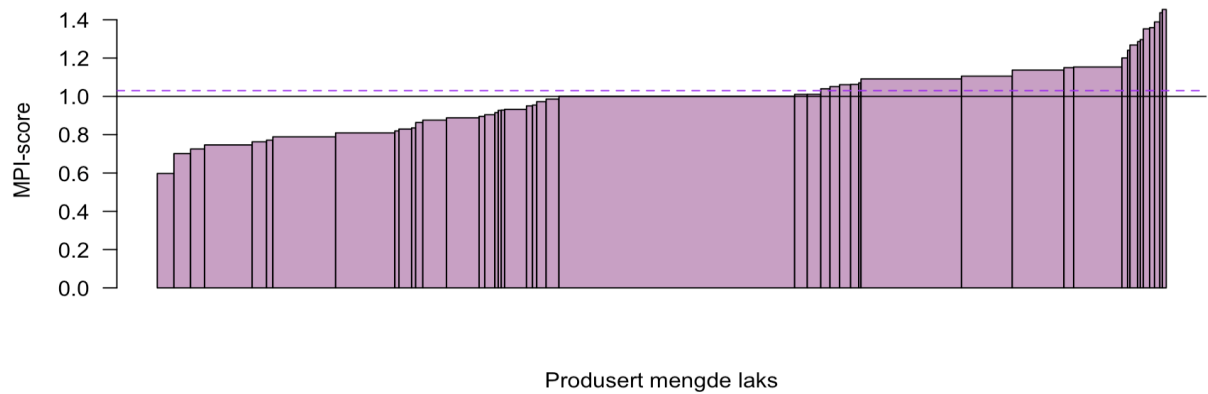
Gjennomsnittlig M_{CRS} 2016 til 2017 – for MOD_{DEKOMP}



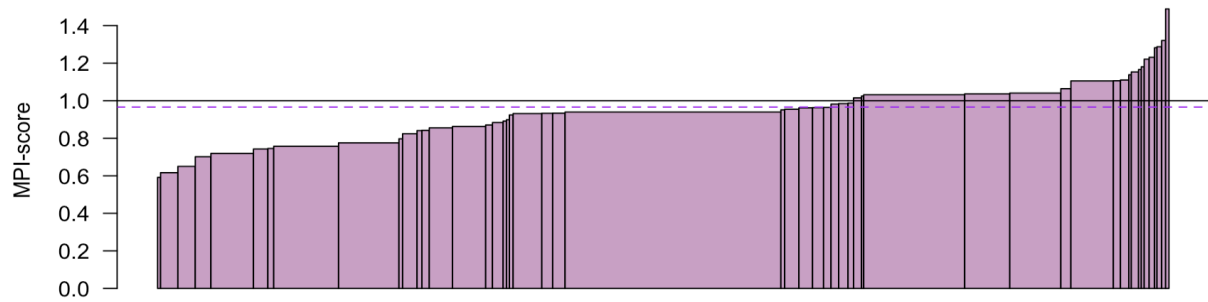
Gjennomsnittlig M_{CRS} 2017 til 2018 – for MOD_{DEKOMP}



Gjennomsnittlig M_{CRS} 2018 til 2019 – for MOD_{DEKOMP}

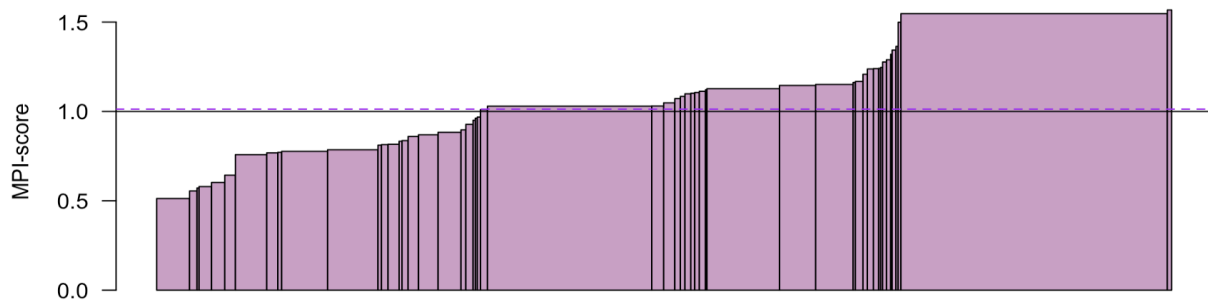


Gjennomsnittlig M_{CRS} 2019 til 2020 – for MOD_{DEKOMP}



Produsert mengde laks

Gjennomsnittlig M_{CRS} 2020 til 2021 – for MOD_{DEKOMP}



Produsert mengde laks

Vedlegg 6: Resultater av størrelsesgruppering

Resultater av størrelsesgruppering av produksjonsstørrelse

	T _{EX}			T _{HN}		
	<i>Kalkulert verdi</i>	<i>0,025</i>	<i>0,975</i>	<i>Kalkulert verdi</i>	<i>0,025</i>	<i>0,975</i>
2015	1,123	0,645	1,550	1,023	0,535	1,866
2016	0,939	0,625	1,597	0,911	0,512	1,949
2017	0,560	0,615	1,627	0,351	0,499	2,002
2018	1,294	0,600	1,667	1,071	0,482	2,074
2019	1,748	0,607	1,644	1,805	0,490	2,033
2020	1,174	0,610	1,639	1,171	0,494	2,025
2021	1,385	0,612	1,632	1,920	0,496	2,010
2022	0,921	0,612	1,632	0,757	0,496	2,010

Resultater av størrelsesgruppering av produksjonskostnad

	T _{EX}			T _{HN}		
	<i>Kalkulert verdi</i>	<i>0,025</i>	<i>0,975</i>	<i>Kalkulert verdi</i>	<i>0,025</i>	<i>0,975</i>
2015	1,362	0,645	1,550	1,467	0,535	1,866
2016	0,900	0,625	1,597	0,899	0,512	1,949
2017	0,851	0,615	1,627	0,810	0,499	2,002
2018	2,056	0,600	1,667	2,525	0,482	2,074
2019	1,865	0,607	1,644	1,847	0,490	2,033
2020	1,139	0,610	1,639	1,077	0,494	2,025
2021	1,607	0,612	1,632	2,136	0,496	2,010
2022	1,536	0,612	1,632	1,780	0,496	2,010

Resultater av størrelsesgruppering av driftsmargin

	T _{EX}			T _{HN}		
	<i>Kalkulert verdi</i>	<i>0,025</i>	<i>0,075</i>	<i>Kalkulert verdi</i>	<i>0,025</i>	<i>0,975</i>
2015	0,242	0,645	1,550	0,147	0,535	1,866
2016	0,471	0,625	1,597	0,512	0,512	1,949
2017	0,388	0,615	1,627	0,335	0,499	2,002
2018	0,299	0,600	1,667	0,199	0,482	2,074
2019	0,245	0,607	1,644	0,172	0,490	2,033
2020	0,525	0,610	1,639	0,539	0,494	2,025
2021	0,257	0,612	1,632	0,162	0,496	2,010
2022	0,479	0,612	1,632	0,337	0,496	2,010

Resultater av størrelsesgruppering av ADK

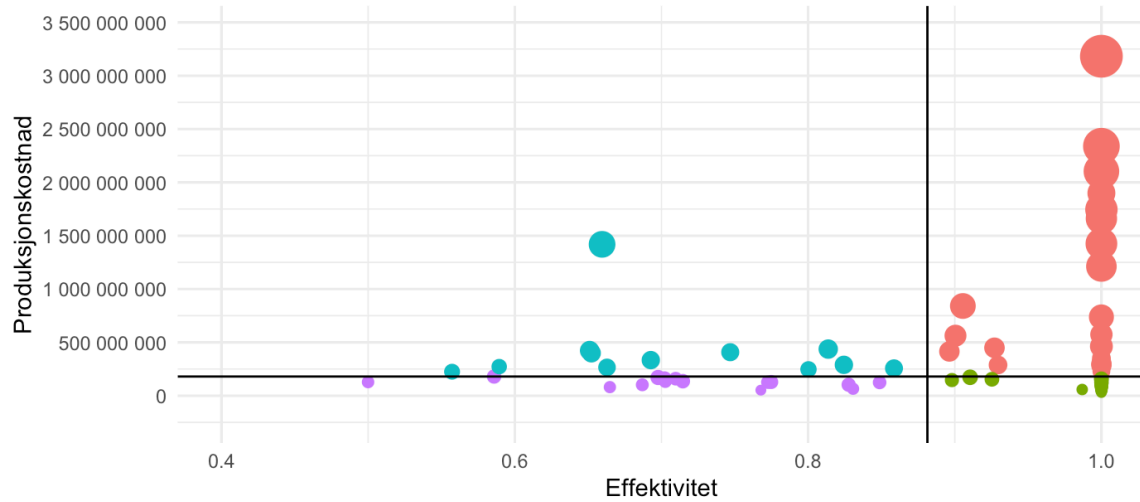
	T _{EX}			T _{HN}		
	<i>Kalkulert verdi</i>	<i>0,025</i>	<i>0,975</i>	<i>Kalkulert verdi</i>	<i>0,025</i>	<i>0,975</i>
2015	1,499	0,645	1,550	1,803	0,535	1,866
2016	1,217	0,625	1,597	1,348	0,512	1,949
2017	0,944	0,615	1,627	0,891	0,499	2,002
2018	1,755	0,600	1,667	2,276	0,482	2,074
2019	2,122	0,607	1,644	1,917	0,490	2,033
2020	1,434	0,610	1,639	1,389	0,494	2,025
2021	2,256	0,612	1,632	3,425	0,496	2,010
2022	1,588	0,612	1,632	1,750	0,496	2,010

Resultater av størrelsesgruppering av skalaegenskaper

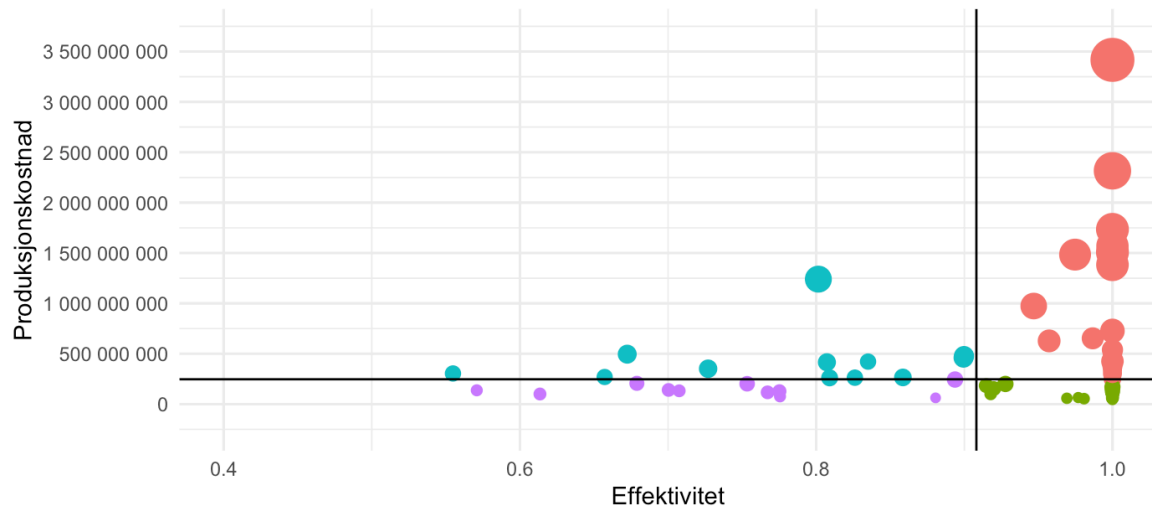
	T _{EX}			T _{HN}		
	<i>Kalkulert verdi</i>	<i>0,025</i>	<i>0,975</i>	<i>Kalkulert verdi</i>	<i>0,025</i>	<i>0,975</i>
2015	1,493	0,634	1,548	1,405	0,519	1,854
2016	0,915	0,618	1,593	0,704	0,502	1,934
2017	0,893	0,608	1,621	0,733	0,489	1,983
2018	0,825	0,600	1,667	0,813	0,482	2,074
2019	1,022	0,604	1,640	0,893	0,485	2,021
2020	0,978	0,612	1,675	0,842	0,499	2,103
2021	0,835	0,609	1,628	0,842	0,491	1,999
2022	1,006	0,612	1,632	1,029	0,496	2,010

Vedlegg 7: Produksjonskostnad vs. effektivitet

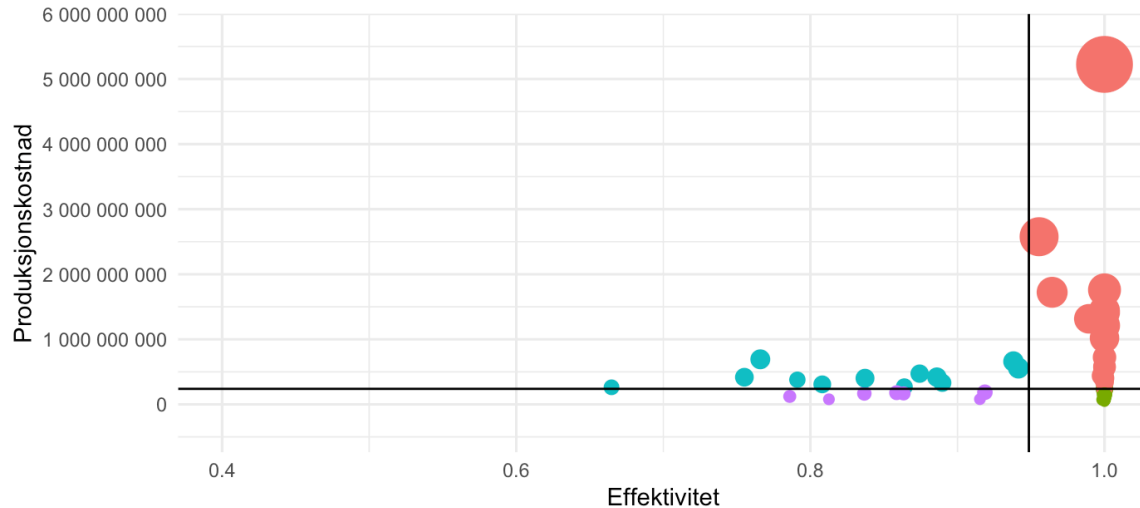
Produksjonskostnad vs. effektivitet 2016 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



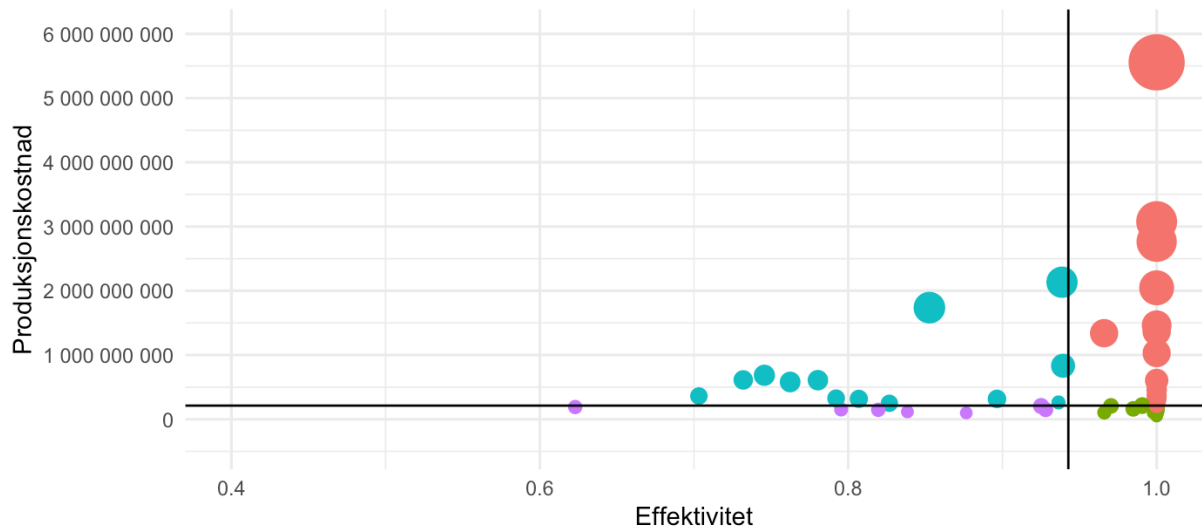
Produksjonskostnad vs. effektivitet 2017 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



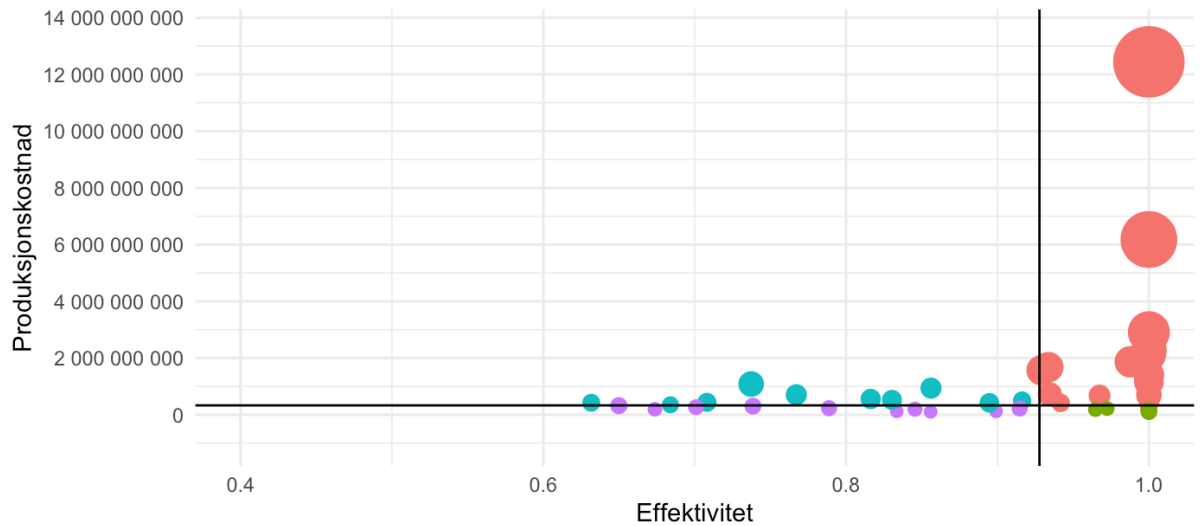
Produksjonskostnad vs. effektivitet 2018 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



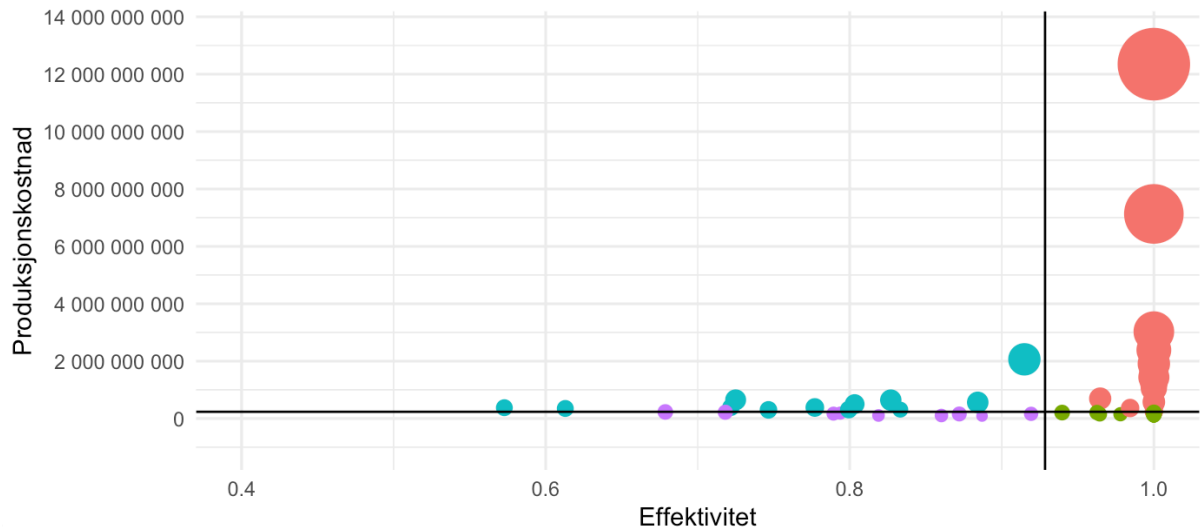
Produksjonskostnad vs. effektivitet 2019 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



Produksjonskostnad vs. effektivitet 2020 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:

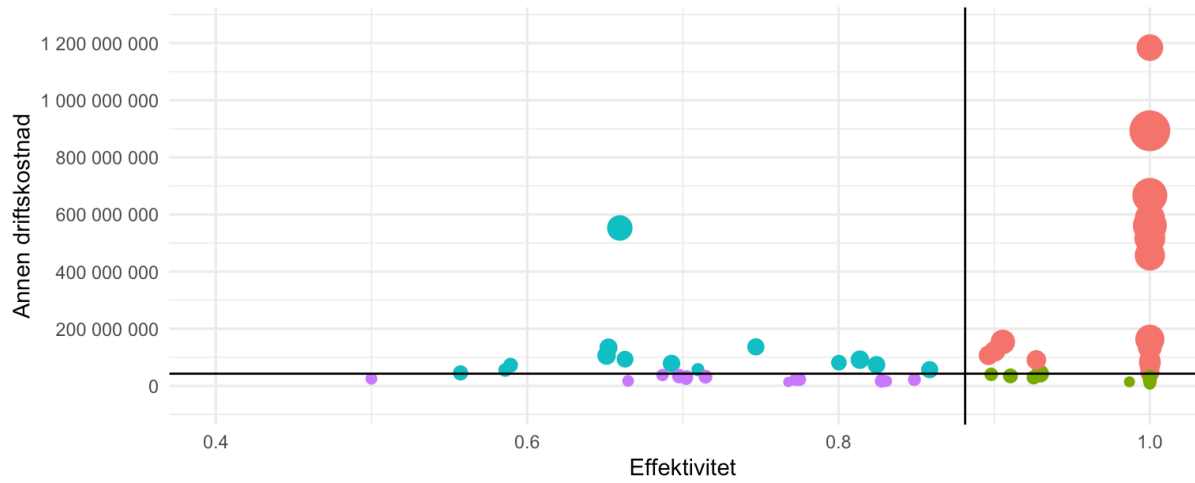


Produksjonskostnad vs. effektivitet 2021 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:

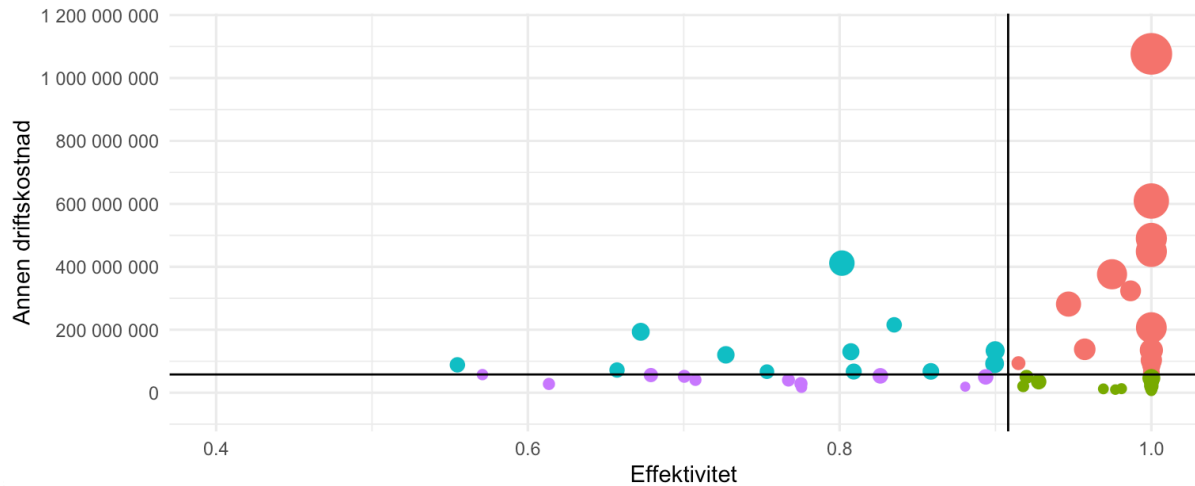


Vedlegg 8: ADK vs. effektivitet

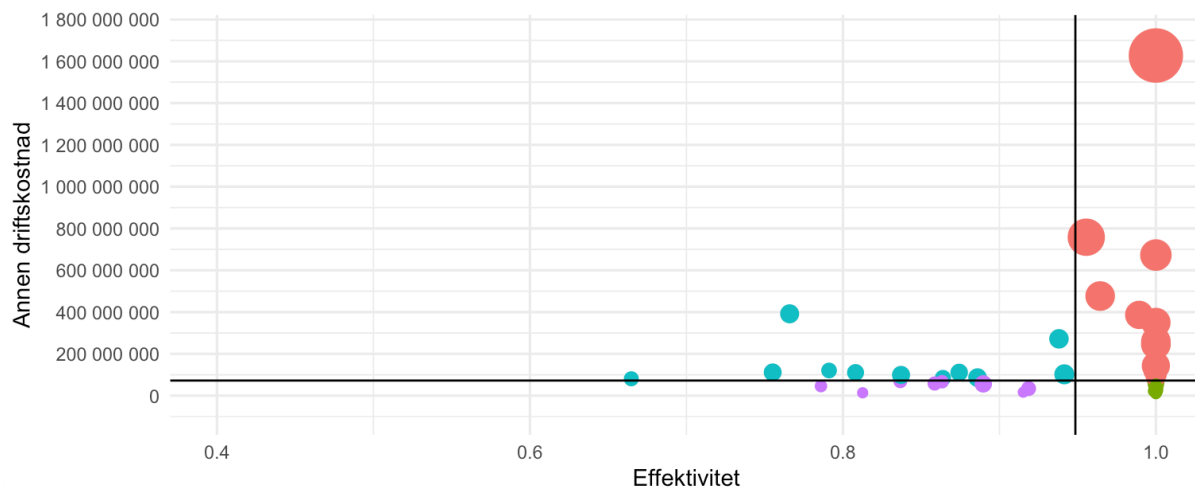
ADK vs. effektivitet 2016 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



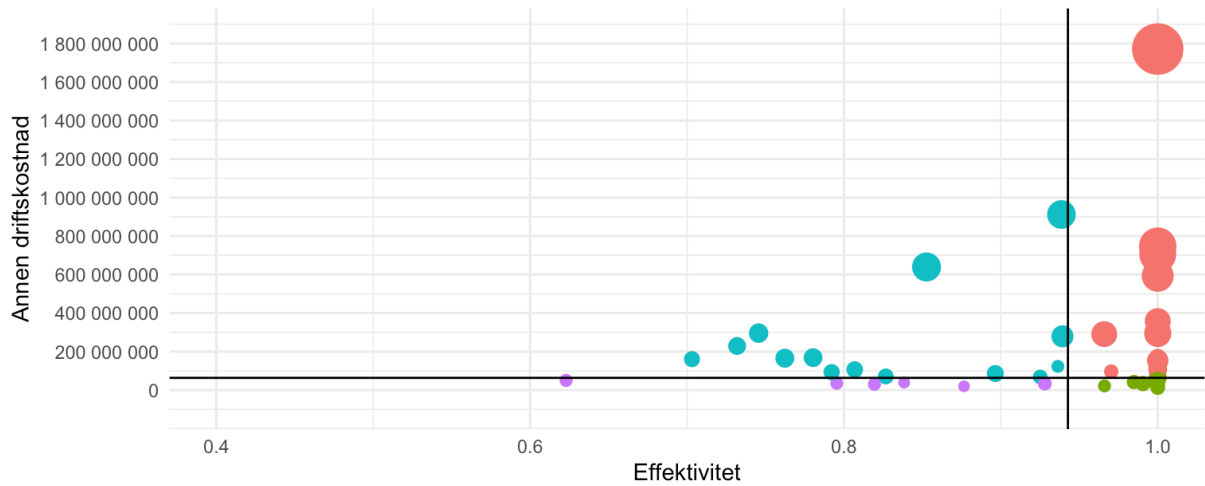
ADK vs. effektivitet 2017 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



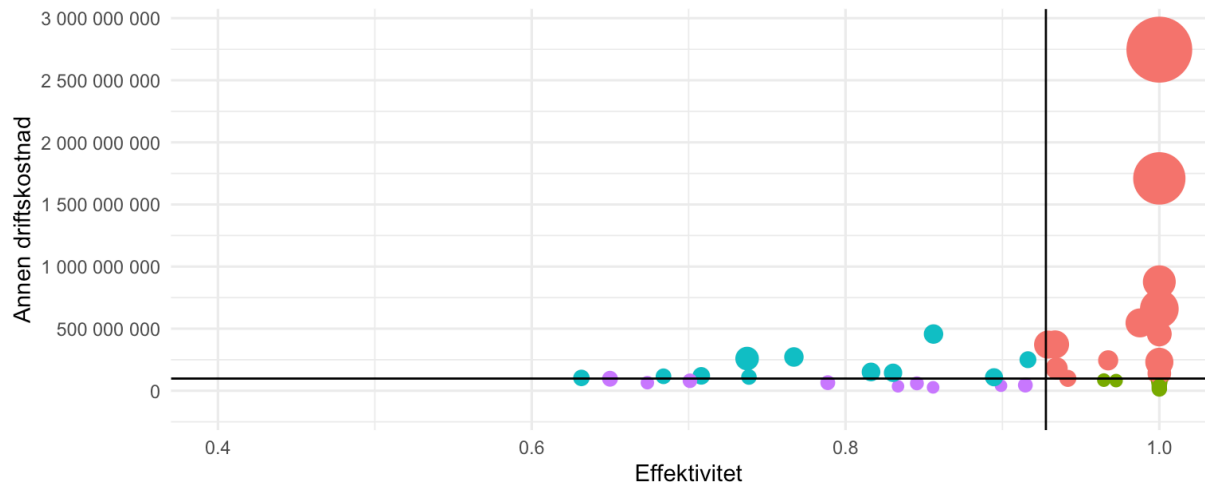
ADK vs. effektivitet 2018 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



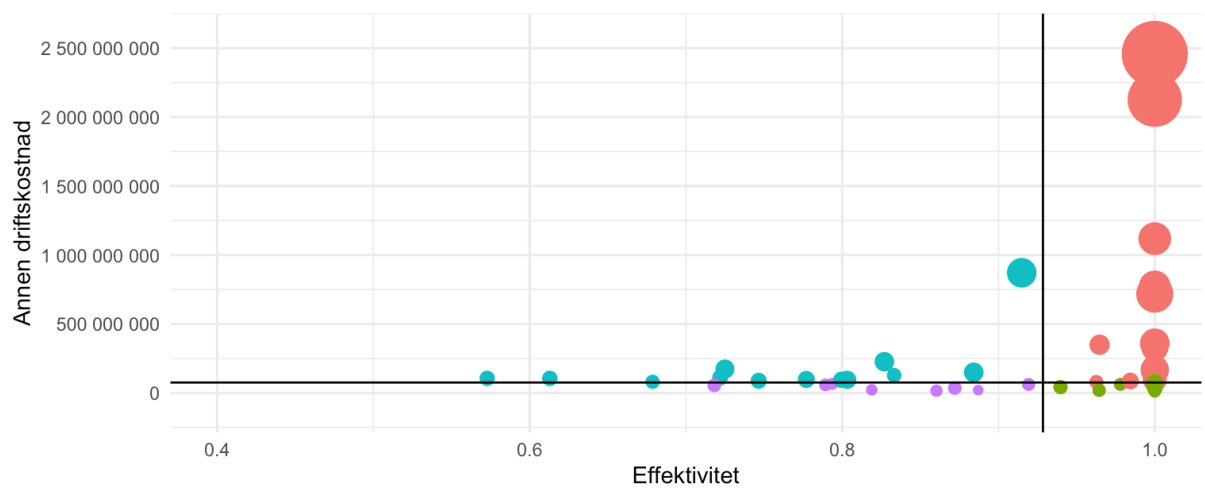
ADK vs. effektivitet 2019 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



ADK vs. effektivitet 2020 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:

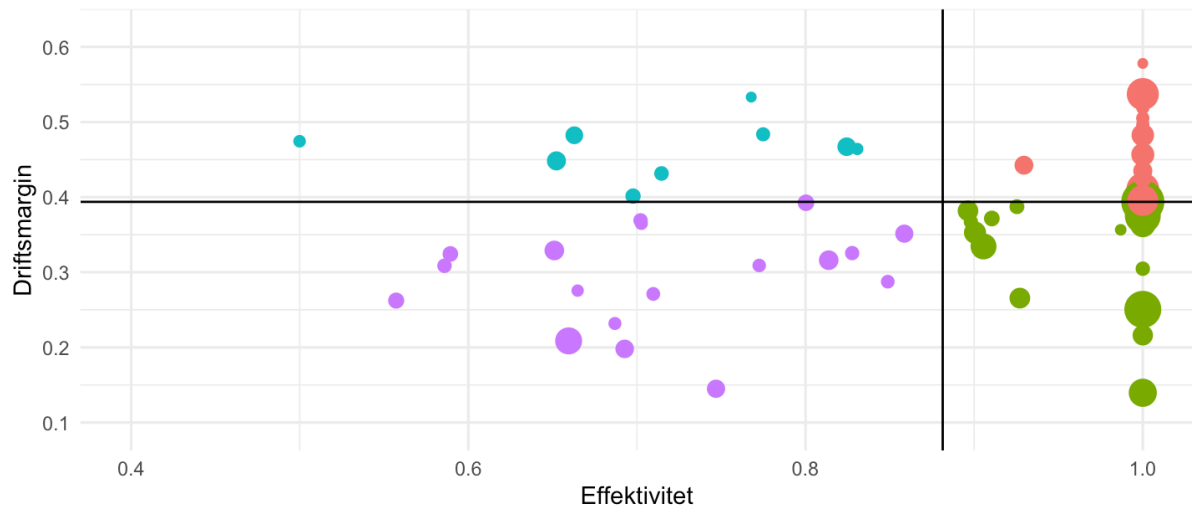


ADK vs. effektivitet 2021 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:

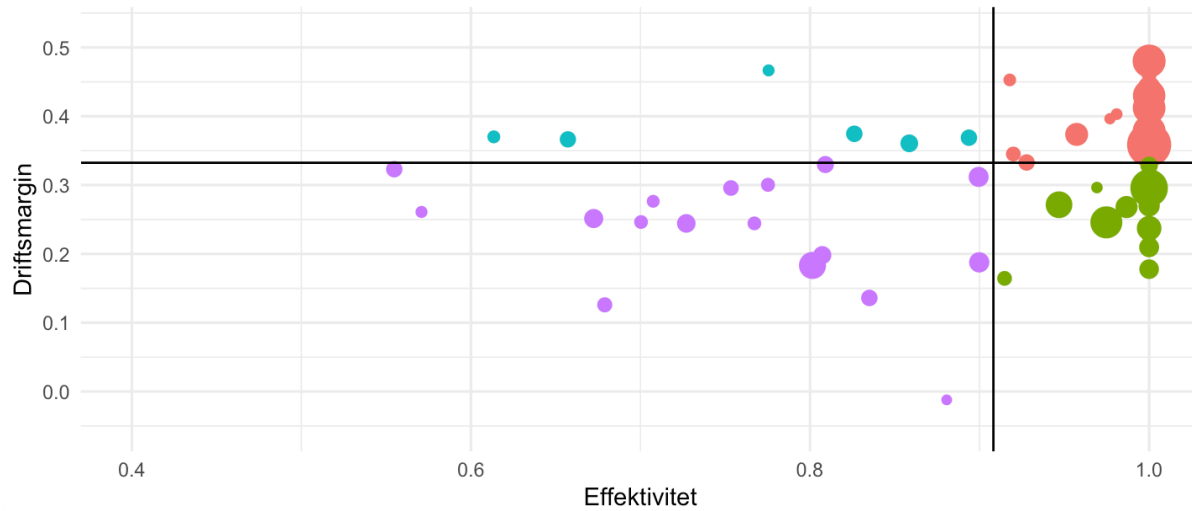


Vedlegg 9: Driftsmargin vs. effektivitet

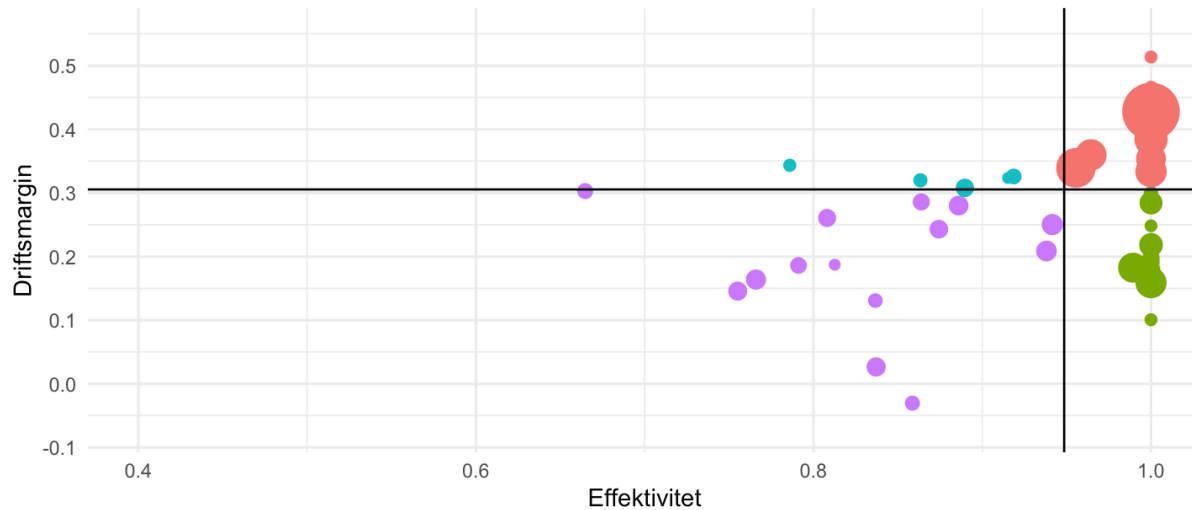
Driftsmargin vs. effektivitet 2016 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



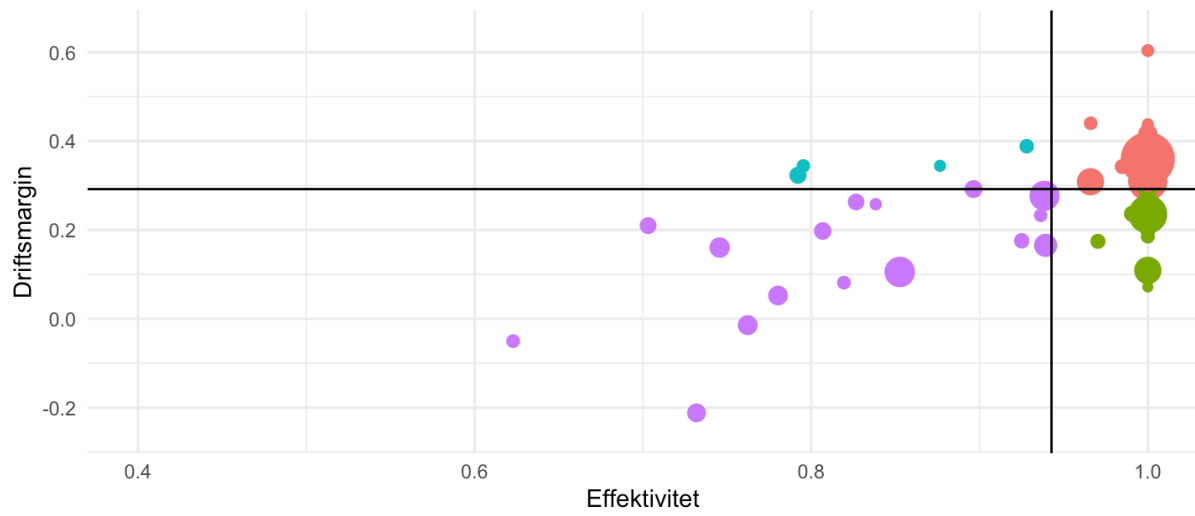
Driftsmargin vs. effektivitet 2017 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



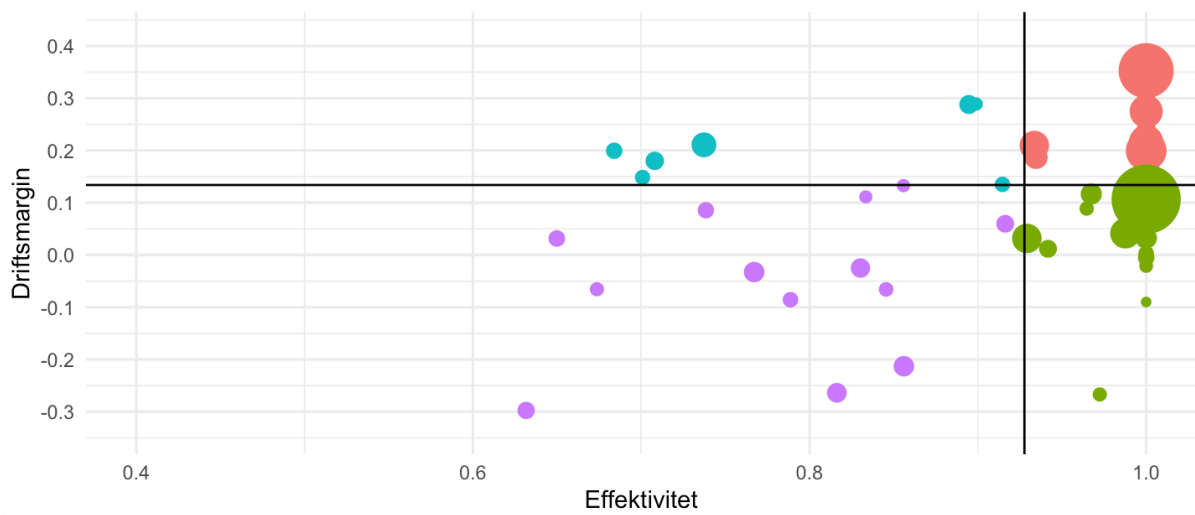
Driftsmargin vs. effektivitet 2018 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



Driftsmargin vs. effektivitet 2019 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



Driftsmargin vs. effektivitet 2020 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:



Driftsmargin vs. effektivitet 2021 – under VRS for MOD_{DEKOMP}:

