



# **Andre presfaktorer end næringsstoffer og klimaforandringer - vurdering af metoder til at kumulere effekter af flere presfaktorer i marine områder**

DTU Aqua-rapport nr. 359-2020





## **Andre presfaktorer end næringsstoffer og klimaforandringer – vurdering af metoder til at kumulere effekter af flere presfaktorer i marine områder**

DTU Aqua-rapport nr. 359-2020

Af Jens Kjerulf Petersen<sup>1</sup> (red.), Jens Borum<sup>4</sup>, Mogens Flindt<sup>5</sup>, Henrik Gislason<sup>1</sup>, Signe Høgslund<sup>2</sup>, Anne Lise Middelboe<sup>3</sup> og Karen Timmermann<sup>2</sup>

<sup>1</sup> DTU Aqua, Danmarks Tekniske Universitet

<sup>2</sup> Nationalt Center for Miljø og Energi (DCE), Aarhus Universitet

<sup>3</sup> DHI A/S

<sup>4</sup> Biologisk Institut, Københavns Universitet

<sup>5</sup> Biologisk Institut, Syddansk Universitet

## Kolofon

Titel:	Andre presfaktorer end næringsstoffer og klimaforandringer – vurdering af metoder til at kumulere effekter af flere presfaktorer i marine områder
Forfattere:	Jens Kjerulf Petersen <sup>1</sup> (red.), Jens Borum <sup>4</sup> , Mogens Flindt <sup>5</sup> , Henrik Gislason <sup>1</sup> , Signe Høgslund <sup>2</sup> , Anne Lise Middelboe <sup>3</sup> og Karen Timmermann <sup>2</sup> <sup>1</sup> DTU Aqua, Danmarks Tekniske Universitet <sup>2</sup> Nationalt Center for Miljø og Energi (DCE), Aarhus Universitet <sup>3</sup> DHI A/S <sup>4</sup> Biologisk Institut, Københavns Universitet <sup>5</sup> Biologisk Institut, Syddansk Universitet
DTU Aqua-rapport nr.:	359-2020
År:	Det videnskabelige arbejde er afsluttet januar 2020. Rapporten er udgivet februar 2020
Reference:	Petersen, J.K., Middelboe, A.L., Gislason, H., Borum, J., Timmermann, K., Flindt, M. & Høgslund, S. (2020). Andre presfaktorer end næringsstoffer og klimaforandringer – vurdering af metoder til at kumulere effekter af flere presfaktorer i marine områder. DTU Aqua-rapport nr. 359-2020. Institut for Akvatiske Ressourcer, Danmarks Tekniske Universitet. 42 pp.
Kvalitetssikring:	Denne rapport er fagfællebedømt af videnskabeligt personale på de deltagende vidensinstitutioner, som ikke selv har deltaget i projektgruppens arbejde
Forsidefoto:	Anita Hansen
Udgivet af:	Institut for Akvatiske Ressourcer, Dansk Skaldyrcenter, Øroddevej 80, 7900 Nykøbing Mors
Download:	<a href="http://www.aqua.dtu.dk/publikationer">www.aqua.dtu.dk/publikationer</a>
ISSN:	1395-8216
ISBN:	978-87-7481-282-1

**DTU Aqua-rapporter** er afrapportering fra forskningsprojekter, oversigtsrapporter over faglige emner, redegørelser til myndigheder o.l. Med mindre det fremgår af kolofonen, er rapporterne ikke fagfællebedømt (peer reviewed), hvilket betyder, at indholdet ikke er gennemgået af forskere uden for projektgruppen.

# Forord

Vandrammedirektivet foreskriver, at medlemsstaterne i vandområdeplanerne skal indsamle og opbevare oplysninger om type og omfang af de signifikante menneskeskabte belastninger og deres virkninger for overfladevandens tilstand, og at det skal vurderes, hvor påvirkelig vandområdernes tilstand er over for de anførte belastninger. Forskning har tidligere vurderet, at den mest betydende presfaktor i danske kystvande (vandområderne) er belastningen med kvælstof. En række andre presfaktorer kan imidlertid have betydning for tilstanden i det marine miljø. Miljøstyrelsen har ønsket at udvikle en samlet forskningsbaseret viden om andre marine presfaktorer - ud over næringsstofbelastning og klima – der kan påvirke den økologiske tilstand i de danske marine vandområder, jf. Vandrammedirektivet. Resultaterne skal inddrages i Vandområdeplan 2021-2027.

Denne rapport er et resultat af et projekt om andre marine presfaktorer end næringsstoffer og klimaændringer igangsat af Miljøstyrelsen til opfølgning af styrelsens målsætning om øget forskningsbaseret dokumentation på området. Specifikt omhandler rapporten beskrivelse og vurdering af metoder til kumulering af effekter af marine presfaktorer på det marine miljø i relation til Vandrammedirektivet. Undersøgelsen er udført som et review af den eksisterende litteratur af en gruppe forskere fra Bioscience på Aarhus Universitet, DHI A/S, Biologisk Institut på Syddansk Universitet, Biologisk Institut på Københavns Universitet og Institut for Akvatiske Ressource på Danmarks Tekniske Universitet, der er nævnt i alfabetisk rækkefølge efter redaktøren. Der er i rapporten ikke foretaget konkrete analyser af kumulerede effekter i enkelte eller alle vandområder. Det har ikke været muligt indenfor projektets tidsramme og ressourcer.

Projektet er finansieret af Miljøstyrelsen og følges af en styregruppe med repræsentanter fra Miljø- og Fødevareministeriets Departement, Miljøstyrelsen, Fiskeripolitisk Kontor under Miljø- og Fødevareministeriet samt DTU Aqua. Der er desuden knyttet en følgegruppe til projektet bestående af styregruppen samt Danmarks Naturfredningsforening, Danmarks Fiskeriforening PO, Landbrug og Fødevarer, Dansk Havne, SEGES, Dansk Akvakultur og DHI Danmark.

Denne rapport er fagfællebedømt af videnskabeligt personale på de deltagende vidensinstitutioner, som ikke selv har deltaget i projektgruppens arbejde.

Nykøbing Mors, januar 2020

Jens Kjerulf Petersen  
Professor, sektionsleder Dansk Skaldyrcenter

# Indhold

Summary .....	5
1. Indledning.....	7
2. Metoder til kumulering af effekter .....	8
2.1 Vurdering af metoderne.....	10
3. Delphi-metoden .....	11
3.1 Input til metoden.....	13
3.2 Valg af presfaktorer og indikatorer .....	14
3.3 Metodens resultater.....	14
3.4 Tidslig og rumlig opløsning.....	15
3.5 Anvendelighed i relation til VRD .....	15
4. Mekanistiske modeller .....	17
4.1 Input til metoden.....	18
4.2 Valg af presfaktorer og indikatorer .....	19
4.3 Metodens resultater.....	19
4.4 Tidslig og rumlig opløsning.....	20
4.5 Anvendelighed i relation til VRD .....	21
5. Statistiske modeller .....	22
5.1 Input til metoden.....	24
5.2 Valg af presfaktorer og indikatorer .....	25
5.3 Metodens resultater.....	25
5.4 Tidslig og rumlig opløselighed .....	26
5.5 Anvendelighed i VRD-sammenhæng .....	26
6. Bayesianske modeller .....	27
6.1 Input til metoden.....	28
6.2 Valg af presfaktorer og indikatorer .....	28
6.3 Metodens resultater.....	29
6.4 Tidslig og rumlig opløsning.....	30
6.5 Anvendelighed i relation til VRD .....	30
7. Maskinlæring .....	31
7.1 Input til metoden.....	32
7.2 Valg af presfaktorer og indikatorer .....	32
7.3 Metodens resultater.....	33
7.4 Tidslig og rumlig opløsning.....	33
7.5 Anvendelighed i relation til VRD .....	33
8. Sammenfatning og konklusioner .....	35
9. Referencer.....	39

# Summary

As part of a larger project funded by the Danish Environmental Protection Agency (“*Effects on the quality elements defined by the EU Water Framework Directive (WFD) of other pressure factors than excess nutrient load and climate change*”) a number of environmental pressure factors other than excess nutrient loading and climate change have been identified as potential risks to all of the quality elements of the WFD (Petersen et al. 2018). When multiple pressure factors have been identified as being of importance to one or more of the WFD quality elements, the next task for environmental managers and their scientific support should be to cumulate their effects. This is easily done when the different anthropogenic pressures induce similar effects on the environment and can be cumulated by addition, e.g. resuspension of sediment by gravel extraction can be anticipated to have similar effects on water transparency as resuspension caused by deepening of shipping lanes or bottom trawling and can thus be added. However, pressures generated by e.g. invasive species and excess loading of nutrients have completely different effects on the marine environment and the WFD quality elements. Cumulating these pressures to calculate their overall impact is therefore not straight forward.

In this report, we critically review the methods that have been proposed for cumulating anthropogenic pressures. These include the Delphi method, mechanistic models, univariate and multivariate statistical methods, Bayesian models and machine learning. As the need for cumulating effects is primarily related to pressures whose effects are non-additive i.e. are synergistic, antagonistic or dominant, we have focussed on methods that are able to quantify such interactions. We use a number of criteria to assess the applicability of each method based on 1) the requirements of the method in terms of input data and process knowledge. Very data-intensive methods will have limited utility because, for a number of pressure factors, there is little data; 2) the procedure for selecting the relevant pressure factors and indicators; 3) the nature of the results given by the method. Does the method detect interactions between pressure factors and quantitatively cumulate their environmental impact; can the method quantify the contribution of individual pressure factors to the environmental impact; and can the method estimate the statistical significance of the relationships between the pressures and their cumulative effects on the quality elements; 4) the adequacy of the temporal and spatial resolution of the method; and 5) the applicability of the method in relation to the WFD.

Table 8.1 summarizes the analysis of the different methods with respect to data requirements and necessary process knowledge. In terms of applicability, it is concluded that, to the extent that observations of sufficient quality and knowledge on causal relationships between pressures and effects are available, statistical methods, Bayesian models, mechanistic models and machine learning all can be used to quantify the relationships between pressure factors and environmental conditions, also when non-additive cumulative effects are important. In contrast, the Delphi model and similar mapping tools based on super positioning layers of pressure factors on ecosystem elements using expert knowledge to weight their importance, can primarily be used as risk assessment tools because they do not quantify the cumulative effects of the pressures on the ecosystem elements, *in casu* the quality elements of the WFD. Hence, these tools cannot be used to quantify the relative importance of different pressures in a given area, identify thresholds of cumulative impacts, design measures of impact prevention, or determine to what extent such measures are required.

The analysis further shows that very few peer reviewed investigations of the cumulative effects of various pressure factors have been conducted in the marine environment, and that only a minority of these are relevant for the quality elements used by the Danish environmental authorities in relation to the WFD. The lack of specific analysis of cumulative effects by multiple pressures is likely to be caused by the focus on the excess load of nutrients, especially nitrogen, to Danish coastal marine environments, where it has been considered to constitute the most important pressure. Another explanation is that a large number of other identified pressures, when considered individually, are unlikely to have significant effects on the quality elements at the waterbody level (Petersen et al 2018). Finally, there is generally limited experimental knowledge on interactions between multiple pressure factors on specific quality elements, and a limited amount of data on the importance of the various pressure factors except for nutrient supply. These knowledge gaps, and a lack of empirical analyses of the cumulative effects of the different pressures, are mainly due to a lack of data and process knowledge, and seem not, or only to a very limited extent, to be caused by a lack of methods.

# 1. Indledning

EU's vandrammedirektiv (VRD) sætter rammerne for forvaltning af de kystnære vandområder og fordrer, at vandområderne er i god økologisk tilstand. For at nå målsætningen om god økologisk tilstand foretager myndighederne indledningsvis en basisanalyse af vandområdernes økologiske tilstand, der bl.a. beskriver de vigtigste menneskelige belastninger (presfaktorer) og deres effekter på vandområdets tilstand. På baggrund af basisanalysen udarbejdes vandområdeplaner, der skal sikre målopfyldelse.

I Danmark har der i tidligere og gældende vandområdeplaner (2009-15, 2015-21) været fokus på tilførsel af kvælstof som den mest betydningsfulde antropogene presfaktor i kystvandene. Der findes imidlertid en række andre antropogene presfaktorer såsom fiskeri, råstofindvinding, klapning mm som kan have betydning for tilstanden i det marine miljø (se også Petersen et al 2018). I en analyse (Petersen et al 2018) af enkeltvise presfaktorer blev det konkluderet, at nogle få andre antropogene presfaktorer end næringssalte og klimaforandringer har væsentlig betydning for nogle vandområders tilstand, som defineret i VRD. Forskellige presfaktorer kan imidlertid have enten sammenfaldende eller forskelligartede effekter på det marine miljø og for at forstå de samlede effekter, kan der være behov for en kvantitativ analyse af presfaktorenes interaktioner dvs. at kumulere flere presfaktorer. Effekten af forskellige presfaktorer kan i nogen tilfælde vurderes enkeltvis og efterfølgende adderes (additive effekter). For sådanne effekter, vil det være forholdsvist simpelt at kumulere effekterne. I andre tilfælde er effekterne ikke additive, de kan være synergetiske, dvs. den samlede effekt er større end summen af de enkelte effekter, eller de kan være antagonistiske, dvs. den samlede effekt er mindre end summen af de enkelte effekter. Dominante effekter kan også forekomme, hvis påvirkningen fra én enkelt presfaktor gør, at effekter af andre presfaktorer bliver uden reel betydning for den økologiske tilstand. For ikke-additive effekter kan det umiddelbart være vanskeligt at kumulere effekter. Betydningen af kumulerede effekter kan derfor ikke bare negligeres, men bør under alle omstændigheder vurderes, når man skal beregne den kombinerede påvirkning fra eksisterende, planlagte og forventede fremtidige aktiviteter.

Behovet for at kunne vurdere betydningen af andre presfaktorer end næringsstoffer, og især de potentielle kombinerede effekter, øger nødvendigheden af metoder til at vurdere og kvantificere de kumulerede effekter. Miljøstyrelsen har ønsket en vurdering af eksisterende metoders egnethed til at vurdere kumulerede effekter på vandområde niveau. En bredt sammensat gruppe af eksperter fra vidensinstitutioner, der arbejder med vandrammedirektivet og relaterede spørgsmål, har derfor gennemgået den internationale litteratur med henblik på at vurdere de forskellige anvendte metoder og beskrive deres fordele og ulemper i relation til anvendelse på vandområde niveau. Der er således ikke i denne rapport foretaget en egentlig analyse i et eller flere konkrete vandområder af kumulerede effekter af flere presfaktorer herunder næringsstoffer.



## 2. Metoder til kumulering af effekter

Kortlægning af årsagssammenhænge mellem aktiviteter, presfaktorer og effekter på miljøet er internationalt beskrevet ved DPSIR-strukturen (Driver-Pressure-State-Impact-Response), hvor menneskelige aktiviteter (driver) fører til påvirkninger (pressure), som ændrer tilstanden (state), hvilket fører til en uønsket effekt (impact), som kræver en indsats (response) for at modvirke den negative effekt på miljøtilstanden (EEA 1998, Stanners et al. 2007, Gari et al. 2015).

DPSIR-rammen er en overordnet metode til struktureret tænkning om samspil mellem antropogene aktiviteter og påvirkninger af miljøet og dermed en analytisk ramme, der kan anvendes til at vurdere, hvilke forvaltningstiltag, der kan hjælpe med at reducere påvirkningen af miljøtilstanden i relation til VRD (Borja et al. 2006 UKTAG 2013). Nyere eksempler på brug af DPSIR-konceptet bl.a. i relation til Havstrategidirektivet er ODEMM (Options for Delivering Ecosystem-Based Marine Management) og CUMULEO (cumulative effects of off-shore activities), der definerer grundlæggende elementer og variable, der kan bruges konsekvent under beslutningstagning og med forskellige metodologiske implementeringer (Karmann & Jongbloed 2008), men som ikke inkluderer metoder til at bestemme kumulerede effekter.

CEA (cumulative effect assessment) er et fælles udtryk for metoder, som kan vurdere kombinerede effekter af menneskelige aktiviteter og naturlige processer og er en form for miljøkonsekvensvurdering (Jones 2016). De grundlæggende trin følger de samme metodiske trin som en vurdering af virkningerne på miljøet (VVM) af f.eks. marine anlægsarbejder, selvom der er variationer over temaet (se for eksempel Damman et al. 1995, Canter & Ross 2010, Connelly 2011, Seitz et al. 2011 og Jones 2016):

1. Identifikation af tidligere, nuværende og fremtidige aktiviteter, der kan påvirke miljøet.
2. Identifikation af presfaktorer og potentielt påvirkede økosystem komponenter (arter og habitater).
3. Definition af relevante geografiske og tidsmæssige skalaer.
4. Karakterisering af den aktuelle miljøtilstand og baseline.
5. Analyse og forudsigelse af kumulerede effekter på økosystem komponenter.

Tidligere og nuværende aktiviteter kan relativt nemt identificeres og vurderes, mens det er sværere at forudsige fremtidige kumulerede effekter, idet det kræver, at fremtidige aktiviteter er konkret beskrevet, før de kan implementeres i vurdering af kumulerede effekter på miljøet

De kumulerede virkninger vurderes på specifikke økosystemkomponenter, som anses for værdifulde for økosystemets funktion (f.eks. Canter & Ross 2010) eller anses for velegnede til at beskrive status af økosystemet. I VRD-sammenhæng kaldes disse kvalitetselementer. For at operationalisere komplekse kvalitetselementer med mange karakteristika anvendes indikatorer som målbare udtryk for kvalitetselementets status, og dermed gør kvantitative analyser mulige (Canter & Atkinson 2011).

Indikatorerne kan beskrive presfaktorer eller effekter, som det for eksempel ses i havstrategidirektivet. Presfaktor-baserede indikatorer vurderer et økosystems eksponering for et givet pres, men kan ikke besvare spørgsmål om den økologiske relevans af det påførte pres. Effektkindikatorer er biologiske og måler ændringer i økosystemet som f.eks. ændringer i vækst eller biomasse og integrerer således det kumulerede respons fra en eller flere presfaktorer, men kan

ikke svare på spørgsmål om, hvilke presfaktorer der forårsager ændringerne. I praksis kræves begge indikator typer for at identificere årsager og forudsige ændringer i økosystemet (Jones 2016).

Udover problemstillingerne omkring indikatorer har den geografiske skala betydning for eventuelle kumulative effekter. I forhold til den geografiske skala skal vurderingen dække både omfanget af presfaktoren og omfanget af de potentielt påvirkede arter og habitater (effekter). Skalaen er ikke entydig, hvis man skal vurdere effekter af presfaktorer, der opererer på meget forskellige rumlige og tidslige skalaer. Efterhånden som skalaen bliver større, kan betydningen af de lokale presfaktorer (f.eks. lokaliserede eller stedspecifikke presfaktorer som fiskeri, råstofindvinding og klappning) blive mindre vigtige, og andre (f.eks. presfaktorer som eutrofiering, der virker på bassinskala) mere vigtige (Therivel & Ross, 2007). En passende tidsskala afspejler både varigheden af det relevante pres såvel som genetablerings hastigheden for de relevante kvalitetselementer. F.eks. kan undervandsstøj fra konstruktionsarbejde vare fra uger til måneder eller nogle få år. Længerevarende N- og P-berigelse kan derimod formodentlig fortsætte med at påvirke havmiljøet i 10-100 år, mens ændringer i saltholdighed eller bølgeeksponering kan vare >100 år eller kan være permanente. Genetableringstiden for arter er relateret til regenereringstiden, som for organismer i vandsøjlen kan være 0-2 år, for bundplanter og -dyr 1-10 år (kan dog være mere for ålegræs) og for store dyr som havpattedyr formentlig er 10-100 år. Genetableringstiden kan dog lokalt være afhængig af, om presfaktoren har medført permanente tab af fysiske habitater.

Tilgængelighed af kvantitative data om presfaktorer og eksisterende forhold er nøglen til at kunne udføre robuste og præcise vurderinger af kumulerede effekter. Selvom der i dag er mange data tilgængelige i nationale og internationale databaser, er kvaliteten og kvantitativ viden om sammenhænge meget varierende. Da vurderinger af kumulerede effekter i sin natur kræver viden om mange presfaktorer og deres virkninger, er kvaliteten af de data, der indgår i vurderingerne, ofte variabel og kan være helt eller delvis afhængig af ekspertvurdering.

Der er generelt ikke gennemført mange analyser af multiple presfaktorer selvom mange pointerer vigtigheden af at få mere præcis information om multiple presfaktorer's effekt på miljøtilstanden. De manglende analyser begrænser mulighederne for at opstille korrekte prædiktive modeller (Ormerod et al. 2010, Downes 2010). Her nævnes ofte at: 1) Multi-stress effekter ikke har været tilstrækkeligt behandlet; 2) At beskrivelsen af presfaktorer er utilstrækkelig i forhold til storskala analyser; 3) At den indsamlede biologiske information ikke er tilstrækkelig specifik i forhold til gennemførelse af effektanalyse af multiple presfaktorer; 4) Data har utilstrækkelig tidlig og rumlig opløselighed til at bestemme effekten af de relevante presfaktorer (Nøges et al. 2016 Schinegger et al. 2016).

Den egentlige identifikation og kvantificering af kumulerede virkninger er kernen i de analyser, der eksisterer, og der findes en række metoder til formålet. De simpleste metoder er en kortlægning (GIS) af forekomst af forskellige presfaktorer i et givent område evt. med en overvejende kortlægning af relevante økosystemkomponenter som f.eks. ålegræsbede, stenrev, udbredelsesområde af rødlistearter eller nøglearter. Disse metoder vurderer sjældent interaktionen mellem presfaktoren og økosystemkomponenten eller hvordan effekterne af forskellige presfaktorer skal kumuleres. Derudover findes der en række metoder, der forsøger at kumulere effekter

spændende fra analyser, der udelukkende er baseret på ekspertvurdering, til kvantitativ modellering baseret på dokumenteret viden om processer og sammenhænge. Der er en hel del referencer om CEA ved f.eks. opslag i WoS (Web of Science). I denne rapport beskriver vi de mest anvendte metoder og deres anvendelighed til at analysere kvantitative effekter i en VRD-sammenhæng: a) Delphi-metoden, b) mekanistiske modeller, c) empiriske/statistiske modeller, d) Bayesianske modeller og e) maskinlæring.

## 2.1 Vurdering af metoderne

En detaljeret gennemgang af de udvalgte metoder er samlet nedenfor i en række enkeltstående kapitler. Gennemgangen skal samlet lede til en forståelse af metodernes anvendelighed til at kunne bestemme, om der forekommer kumulerede effekter og til at kvantificere disse. For hver metode har vi brugt en række vigtige kriterier til at vurdere anvendelighed:

1. Hvilke krav stiller metoden til data og procesviden. Hvis en metode skal være generelt anvendelig er det vigtigt at kende til kravene om data og viden. Meget datakrævende metoder vil have begrænset anvendelighed, fordi der for en række presfaktorer kun er begrænset viden.
2. Valg af presfaktorer og indikatorer.
3. Karakteren af metodens resultater. Giver metoden mulighed for at påvise interaktioner mellem presfaktorer og kvantitativt kumulere disses påvirkning af miljøet og kan metoden kvantificere de enkelte presfaktorerens bidrag til miljøpåvirkningen. Det er også af stor betydning om metoden kan angive statistisk signifikans af de fundne relationer mellem kumulerede effekter og kvalitetselementer.
4. Metodens tidslige og rumlige opløsning og udbredelse.
5. Anvendelighed af metoden i marin VRD-sammenhæng.

I vurderingen af metoderne har vi taget udgangspunkt i kumulering af effekter, hvor effekterne ikke kan vurderes enkeltvis og efterfølgende adderes, eller hvor effekterne påvirker forskellige kvalitetselementer uafhængigt af hinanden. Vi vurderer, at der primært er brug for metoder til estimering af kumulerede effekter i de tilfælde, hvor effekterne ikke er additive – dvs. er synergetiske, antagonistiske eller dominante. Eksempelvis er effekter af eutrofiering og invasive arter som sortmundet kutling og sargassotang ikke umiddelbart additive fordi deres påvirkningsmekanisme overfor kvalitetselementerne er af forskellig karakter i forhold til både direkte effekter og tidslig og rumlig udstrækning.

### 3. Delphi-metoden

Delphi-metoden til kumulering af presfaktorer blev første gang præsenteret af (Halpern et al. 2008) og adskiller sig fra tidligere kortlægninger af presfaktorer, ved at lade ekspertvurderinger forbinde presfaktorintensiteter til økosystempåvirkninger. Metoden er siden brugt i forbindelse med lokal (Clark et al. 2016), regional og global kortlægning af kumulerede påvirkninger (Andersen et al. 2019, sammenfattet hos Korpinen & Andersen 2016). Metoden har udviklet sig i flere retninger, og der er udviklet forskellige modelværktøjer inden for metodekomplekset, der dog har det til fælles, at kumuleringen af presfaktorer baseres på kombinationer af kortlag og ekspertvurderinger. I det følgende beskrives den mest anvendte model inden for "Delphi komplekset": Halperns additive model, modellens potentiale og videreudvikling af modellen.

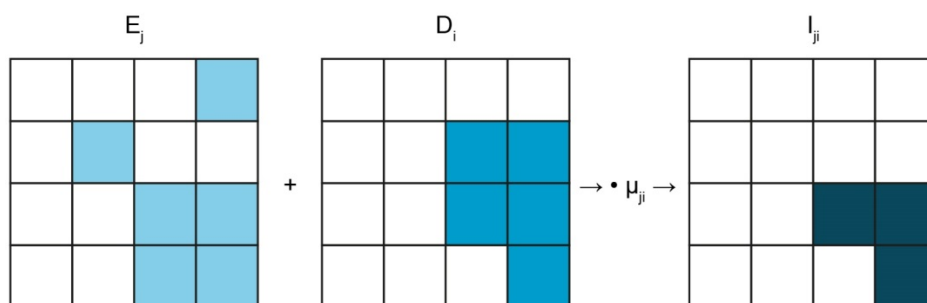
Delphi-metodens formål er at levere en operationel kvantificering af den samlede *potentielle* påvirkning fra flere presfaktorer i et område. Resultatet er et kumuleret effekt-indeks for enkelte celler i et geografisk net. Metoden tager udgangspunkt i økosystemers sammensætning og geografiske udbredelse samt viden om intensitet og geografisk udbredelse af udvalgte presfaktorer (figur 3.1). Den geografiske sammenstilling af økosystemer og presfaktorintensiteter kombineres med vurderinger af økosystemers (eller økosystemkomponenters) følsomhed for forskellige presfaktorer. Beregning af "cumulative impact index" ( $I_C$ ) foretages ved, at kortlag med presfaktorintensiteter transformeres og standardiseres. Derefter kombineres de med kortlag, der afbilder forekomsten af økosystemer eller økosystemkomponenter. Påvirkningen fra den enkelte presfaktor på det enkelte økosystem eller enkelte økosystemkomponenter beregnes ved at tilføje en "følsomhedsparameter" (kaldet  $\mu$ ). Den samlede påvirkning af alle presfaktorer inden for en geografisk celle beregnes ved at lægge påvirkningerne sammen inden for hver celle, og dermed fås et  $I_C$  for den enkelte celle. Sættes dette på formel fås følgende:

$$I_C = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m D_i * E_j * \mu_{i,j}$$

Hvor  $I_C$  er det cumulative impact index,  $D_i$  angiver den  $i$ 'te presfaktor,  $E_j$  angiver den  $j$ 'te økosystemkomponent og  $\mu_{i,j}$  er den følsomhedsparameter der beskriver  $D_i$  påvirkning på  $E_j$ . Det beregnede  $I_C$  udtrykker den *potentielle* samlede effekt af presfaktorer i et givet område, en slags risk-assesment, og er ikke et udtryk for tilstanden i området. Metoden har således været brugt til at udarbejde scenarier, hvor effekten på  $I_C$  af forskellige forvaltningstiltag undersøges ud fra ændringer i presfaktorintensiteten eller følsomhedsparameteren på  $I_C$ .

"Risk-assesments" baseret på Halperns  $I_C$  lægger til grund, at der er en direkte lineær sammenhæng mellem økosystemers faktiske tilstand og værdien af indekset. Dermed tages der ikke hensyn til de mange eksempler på økosystemer, hvis tilstand ændres markant når tærskelværdier for bestemte presfaktorer nås, og altså ikke responderer lineært på en øgning eller reduktion af pres (Deyoung et al. 2008; Kraberg et al. 2011). I metodens beregningsproces dannes ud over  $I_C$  et geografisk overblik over de enkelte presfaktorer og den geografiske fordeling af

presfaktor intensitet: Det vil sige et presfaktor footprint, der ikke forholder sig til de miljømæssige effekter, men derimod identificerer potentielle problemområder, hvor der potentielt kan forekomme kumulerede effekter af presfaktorerne (Halpern et al. 2008).



**Figur 3.1. Overlappende datalag. Presfaktoren ( $D_i$ ) og økosystemet/økosystemkomponenten ( $E_j$ ) skal være tilstede på same lokalitet for at udløse en påvirkning ( $I_{ij}$ ).  $\mu_{ij}$  er en følsomhedsparameter, der vægter presfaktorens betydning for økosystemet, og ved at tilføje  $\mu_{ij}$  omdannes presfaktorintensiteten ( $E_j + D_i$ ) til en presfaktor påvirkning.**

Halperns additive model er en beregningsmæssigt enkel metode, der imidlertid hviler på mange antagelser:

- Metodens model forudsætter, at der er en lineær stigning i påvirkningen med øget (ofte log-transformeret) presfaktor intensitet. Dvs. at metoden ikke tager højde for "tipping points" eller tærskelværdier. Ofte responderer økosystemer på pres ved såkaldte regime-skifte, hvor der er forholdsvis lille økosystem respons ved ændringer i lave presfaktorintensiteter, men ved en given tærskelværdi for presfaktor intensiteten "vælter" systemet (de Young et al. 2008).
- Det antages, at påvirkningen fra en given presfaktor på økosystemet/ økosystemkomponenten er uafhængig af tidspunktet, hvor påvirkningen foregår, og også at påvirkningen er ens på et givet økosystem uanset, hvor økosystemet geografisk er lokaliseret. Dette kan delvist løses ved at lave en underopdeling af økosystemkomponenten, hvilket imidlertid kræver et godt datagrundlag.
- Modellen antager at påvirkningerne er additive. Dvs. at der ikke medtages antagonistiske, synergistiske eller dominante effekter mellem presfaktorerne. Meget forskning peger på, at påvirkninger fra multiple presfaktorer er komplekse, og at presfaktorer vekselvirker på en ikke additiv måde (Crain et al 2008, Darling et al. 2008).
- Metoden antager, at historiske påvirkninger er uden betydning. Det betyder f.eks., at hvis en fiskeart er bortfisket, og derfor ikke forekommer som økosystemkomponent i området, vil bidraget fra presfaktoren "fiskeri" til  $I_c$  mindskes. Historiske påvirkninger er ofte kritiske for at forstå de økologiske forhold og fastlægge optimale forvaltningsstrategier.
- Det antages, at presfaktorer og økosystemkomponenter er uniformt tilstede eller fraværende inden for en grid-celle (men der kan tilknyttes sandsynlighedsfunktioner, som sandsynlighed for tilstedeværelse). Ofte vil det ikke være tilfældet og kan lede til overestimering eller underestimering af påvirkningen på økosystemet. Dette gælder især for økosystemer, der forekommer pletvist og spredt, og derfor kan repræsenteres i mange grid-celler med for stort areal i analysen (overestimering af påvirkning) eller det forekommer, at spredte økosystemer ikke fanges i en grov rumlig opløsning, hvilket kan

lede til underestimering (Halpern & Fujita 2013). Analysen bliver derved meget følsom overfor den arealspecifikke opløselighed i både beregnings-cellen og datagrundlaget.

- Ofte antages det, at en lokal presfaktor kun udøver en påvirkning i den celle, hvor den forekommer. Dette imødekommes i nogle tilfælde ved at modellere spredning af effekterne i kortlagene for de enkelte presfaktorer ud fra ekspertvurderinger.
- Metoden kræver at forskellige presfaktorer, der kvantificeres på vidt forskellige måder (f.eks. milligram pr. liter, dage, individer pr. areal), bringes på samme enhed og fordeling. Det sker ved at transformere og normalisere data for de enkelte presfaktorer. Normaliseringen og transformeringen er grundlaget for, at påvirkningerne kan lægges sammen til ét indeks, og er således en grundlæggende og vigtig del af analysen. Ofte normaliseres data, ved at max værdien i datasæt sættes til 1. Det betyder f.eks., at i en analyse, hvor der forekommer meget intensivt trawlfiskeri men meget ringe forurening med miljøfremmede stoffer, vil der både være max værdier på 1 for intensiv trawling og max værdier på 1 for miljøfremmede stoffer til trods for den ringe forekomst af disse stoffer. Det er også muligt at normalisere til en potentiel max værdi, eller der kan vælges en værdi, der reflekterer et tipping point for dominerende økosystemer. Disse valg baseres på ekspertvurderinger. Valg af normaliseringsmetode påvirker naturligvis hele datasættet, ligesom beslutninger om hvor stor en del af en eventuel "skævhed" i data, der skal bevares i transformationen, også i høj grad påvirker det samlede resultat (Stock & Micheli 2016).
- Metoden lægger til grund, at følsomhedsparameteren, der konverterer pres til påvirkning, kan bestemmes tilstrækkeligt præcist af et ekspertpanel.

Halperns additive model er pt. den mest anvendte metode til kortlægning af kumuleret påvirkning fra menneskelige aktiviteter i marine miljøer (opsummeret hos Korpinen & Andersen 2016, Stock & Micheli 2016). Metoden er modificeret i en række studier, hvor der bliver arbejdet med forbedring af metodens grundlæggende antagelser. Bl.a. ved at inkludere ikke-lineær økosystem respons på ændringer i presfaktor intensiteter, modellering af dominante og antagonistiske presfaktor interaktioner og modellering af spredning af pres fra lokaliserede presfaktorer. Tilføjelse af responsfunktioner, der beskriver økosystem responstype, og interaktionsfunktioner, der beskriver typen af presfaktor interaktioner, imødekommer nogle af de kendte problemer i den oprindelige metodes grundlæggende antagelser (Menegon et al. 2018). Disse tilføjelser kræver imidlertid begge input baseret på ekspertviden, og bidrager dermed til at øge modellens usikkerhed og mindske gennemskueligheden af beregningerne.

### 3.1 Input til metoden

Metodens operationelle styrke er, at den ikke kræver data, der dokumenterer, hvordan en given presfaktor påvirker økosystemerne. Ej heller kræves data, der dokumenterer interaktionsmekanismer mellem forskellige presfaktorer, der påvirker samme økosystem. De data (rumlig opløsning af datalagene, der repræsenterer presfaktorintensitet og økosystemkomponenter), der indgår i modellen, skal modsvare den rumlige skala, hvorpå resultaterne bruges. Dvs. foregår der overvejelser som forvaltningstiltag i geografiske celler på 1 x 1 km, bør datalagene bag  $l_c$  have en tilsvarende eller finere opløsning. Dette er i praksis ofte umuligt at opnå for alle datalag selvom den geografiske opløsning kan "øges" ved at tilføje modelresultater til datalag med grov opløsning. Et vigtigt led i analyseproceduren er således at vurdere, om de tilgængelige datalag indeholder tilstrækkelig robust information på en geografisk skala, der er relevant i den sammenhæng resultatet fra analysen anvendes.

Når metoden anvendes, skal der derfor redegøres for hvordan, der kompenseres for manglende data i analysen og om eventuelle nøgledata mangler, der kan forventes at påvirke det endelige resultat. Dette kan evt. gøres vha. sensitivitetsanalyser. Et resultat ved anvendelse af Halpern metoden kan således være identifikation af videnshuller, der gør analysen usikker eller umulig at gennemføre.

### 3.2 Valg af presfaktorer og indikatorer

Valg af presfaktorlag og økosystemer/økosystem komponenter, der inkluderes i analysen, afhænger af analysens formål. Det har eksempelvis betydning om metoden anvendes til at undersøge potentielle påvirkninger af enkelte arter af fisk eller til globale analyser af potentielle påvirkninger på tværs af marine økosystemer. Beslutningen om hvilke presfaktorer der inkluderes i analysen, og hvordan en eventuel gruppering eller opsplittning af et presfaktorlag foretages, har stor betydning for, hvor meget en given type presfaktor vil bidrage til  $I_c$ . Vælger man f.eks. at tildele hvert enkelt miljøfremmede stof sit eget datalag, kan presfaktoren "miljøfremmede stoffer" potentielt bidrage mere til  $I_c$ , end hvis man vælger at gruppere stofferne i ét toksicitets lag, hvor man bruger et samlet indeks af forekomsten af alle miljøfremmede stoffer i hver celle. Ligeledes kan fiskeri f.eks. underopdeles eller grupperes efter type eller redskab. Det er således et vigtigt trin i analysen at vurdere, hvor meget forskellige kategorier af presfaktorer bør bidrage til  $I_c$ . En beslutning der beror på et skøn over, hvor vigtig en given type presfaktor er for miljøtilstanden (Halpern & Fujita 2013).

Det samme gør sig gældende for valg af kortlag, der repræsenterer økosystemerne. Nogle analyser inkluderer udelukkende økosystemer, mens andre både indeholder kortlag for økosystemer og økosystemkomponenter. Det kan f.eks. være forskellige fiskearter, forekomst af iltvind eller vandets klorofylindhold, der alle udgør økosystemkomponenter. Her vil en underopdeling eller samling af økosystemkomponenter også være afgørende for, hvor meget f.eks. påvirkning af fiskebestande vil bidrage til  $I_c$ . Da valg af kortlag er af stor betydning for analysens resultat, er det vigtigt at valgene er transparente, og at der medfølger en klar argumentation for inklusion, eksklusion og gruppering/opsplittning af kortlag i analysen.

Halperns additive model baseres ikke på kvantitativ procesviden. Tilstedeværelsen af en presfaktor oversættes til økosystemspecifik påvirkning via følsomhedsparameteren  $\mu$ . Den fastsættes for hver kombination af økosystemkomponent og presfaktor af en gruppe eksperter. Fastsættelsen af  $\mu$  foregår i praksis ved, at et udvalg af eksperter besvarer et spørgeskema, hvor følsomheden for en given kombination af presfaktorer og økosystemkomponenter skønnes på en skala, f.eks. mellem 1 og 5. Eksperterne bliver i nogle tilfælde også bedt om at vurdere egen tillid til de givne svar, og disse medtages efterfølgende når spørgeskemaerne evalueres. Det er uklart i hvilket omfang eksperternes eventuelle mangel på relevant viden og erfaringer med spørgeskemametoder kan påvirke resultatet og om der er opbygget en velunderbygget best practise for spørgeskemaundersøgelsen og udvælgelse af ekspertpanel. Eksempelvis er det vigtigt, at de adspurgte eksperter orienteres om, hvilke værdier af en presfaktor man forholder sig til, altså hvordan presfaktoren er normaliseret, når effekten af presfaktoren vurderes.

### 3.3 Metodens resultater

Som nævnt tidligere kan metoden ikke anvendes til at afgøre, hvilke presfaktorer der er mest betydende for den aktuelle tilstand i et område. Et resultat af metoden, der ofte fremdrages, er en rangordning af de presfaktorer, der indgår i analysen. Denne rangordning indikerer, hvilke

presfaktorer der *potentielt* kan have mest betydning inden for et område (risikovurdering). Rangordningen af presfaktorerne sker ved at opgøre hvilke presfaktorer, der bidrager mest til  $I_C$  i et givet område. Denne opgørelse hviler således også på beregningerne beskrevet ovenfor. Dvs. at en presfaktor, der er tilstede med høj intensitet i et område, hvor der ikke findes økosystemer eller økosystemkomponenter, der bliver påvirket af presfaktoren, bidrager lidt eller slet ikke til  $I_C$  og får dermed en lav placering i rangordningen. Hvorimod en presfaktor, der er tilstede med høj intensitet på lokaliteter, hvor sårbare økosystemer eller økosystemkomponenter også er udbredte, vil bidrage forholdsvist meget til  $I_C$  og dermed vil ligge i toppen af rangordningen.

Interaktioner mellem presfaktorer fastsættes a priori forud for analysen, og traditionelt fastsættes interaktionerne som additive. Om eller hvordan presfaktorer interagerer er således ikke et resultat af analysen, og metoden kan ikke identificere forekomst og karakteren af interaktioner mellem presfaktorer.

Halperns additive model har ikke en indbygget evaluering af usikkerheden på resultatet,  $I_C$ , som det f.eks. kendes fra statistiske metoders konfidensintervaller. I efterfølgende analyser kan usikkerheden på metodens resultater anskueliggøres med forskellige "resampling strategier", og sensitivitsanalyser kan belyse hvilke faktorer, der særligt bidrager med usikkerhed til det resulterende  $I_C$ . Her bliver transformation af presfaktorlagene, manglende presfaktordata og fejl i fastsættelsen af følsomhedsparameteren fremhævet som væsentlige for den samlede usikkerhed af analysen (Stock et al. 2018a, Stock & Micheli, 2016). Samme parameter (f.eks. manglende data, eller fastsættelse af følsomhedsparameteren) har imidlertid varierende betydning for usikkerheden i forskellige studier, hvor metoden benyttes. Sensitivits- og usikkerhedsanalyser skal derfor gentages for hvert enkelt studie for at belyse effekter af databegrænsninger og modelantagelser for hver enkelt tilfælde (Stock & Micheli, 2016).

Der er kun få forsøg på at validere metodens grundlæggende præmis om, at der er en direkte sammenhæng mellem  $I_C$  og den faktiske økologiske tilstand på en given lokalitet, og det er ikke indlysende hvilke feltdata, der kan bekræfte eller falsificere metodens dimensionsløse indeks. Samlet set er der ikke entydigt belæg i litteraturen for, at denne sammenhæng eksisterer (Stock et al. 2018a, Clark et al. 2016, Andersen et al. 2015).

### 3.4 Tidslig og rumlig opløsning

Den rumlige opløsning af  $I_C$  fastsættes forud for analysen gennem konstruktionen af de kortlag, der leverer inputdata. Sikkerheden i den rumlige opløsning afhænger således af den rumlige datakvalitet både for økosystemkomponenter og presfaktorer. Der kan til en vis grad kompenseres for manglende data vha. interpoleringsmetoder. Metoden inkluderer traditionelt ikke en tidslig dimension, men tillader dog at arbejde med f.eks. årstidsvariationer, hvis datalagene kan splittes op.

### 3.5 Anvendelighed i relation til VRD

Halperns additive model producerer et abstrakt mål for en samlet potentiel påvirkning af presfaktorer i et givet område. Det er vigtigt at være opmærksom på, at resultatet af analysen - kort der viser værdier af kumulerede potentielle påvirkninger ( $I_C$ ) - ikke er direkte udtryk for kvantificering af *effekter* af presfaktorer.

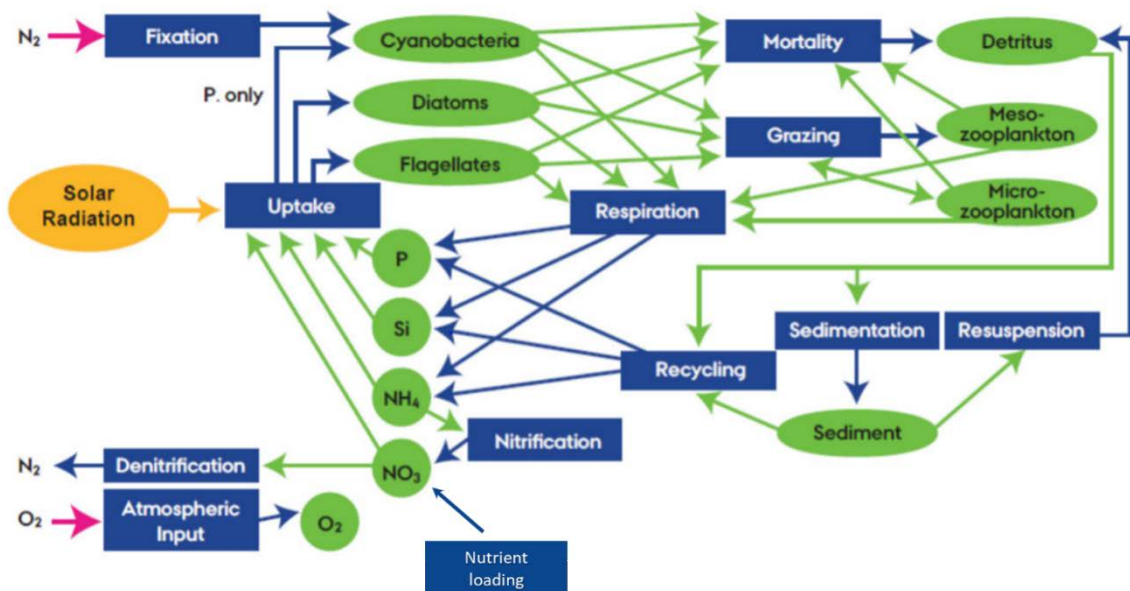


Metoden kan udpege områder, der kræver særlig forvaltningsmæssig opmærksomhed, enten fordi der findes mange presfaktorer og høje presfaktorintensiteter i området, eller fordi der er særligt lave presfaktor intensiteter og området derfor muligvis er uberørt. Metoden kan således understøtte en klassificering af områder som værende høj, middel eller lidt *potentielt* påvirkede (Stock & Micheli 2016). Metodens rangordning af presfaktorer er en vurdering af presfaktorernes indbyrdes *potentielle* betydning i et område. Rangordningen giver ikke information om presfaktorernes betydning for den samlede aktuelle tilstand af VRDs kvalitetselementer, og metoden kan derfor ikke anvendes til at definere omfanget af et evt. indsatsbehov.

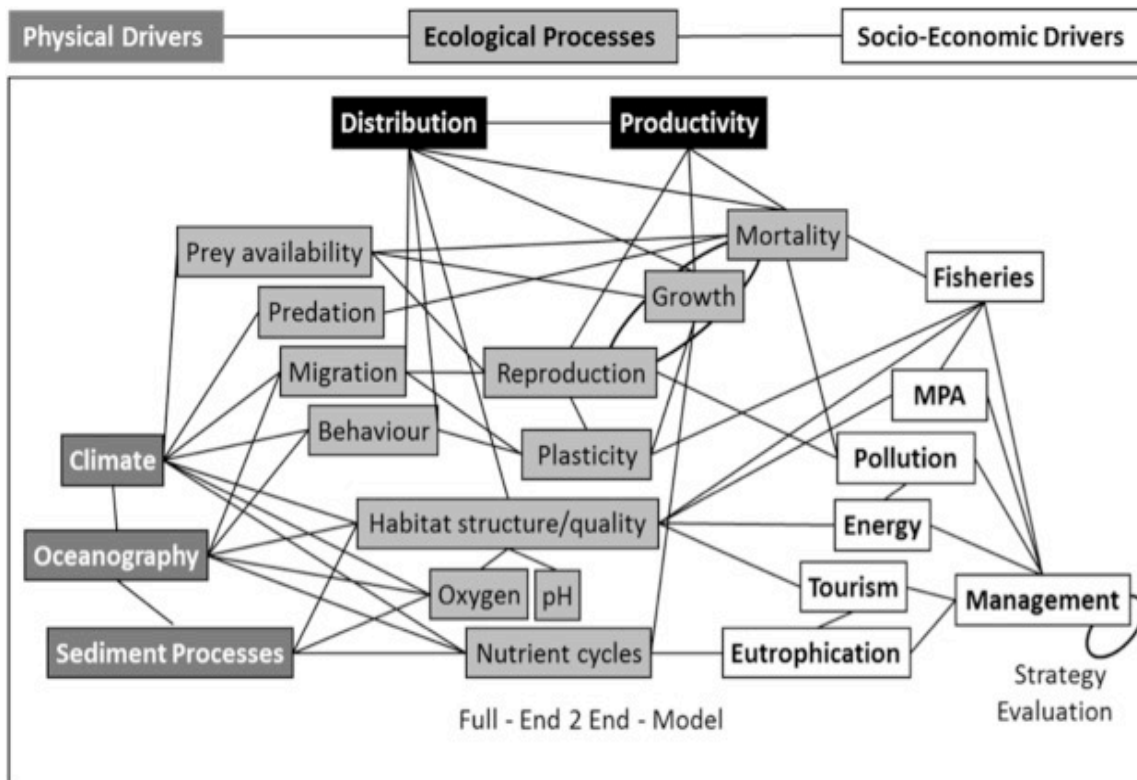
## 4. Mekanistiske modeller

Mekanistiske modeller bliver i stadig større omfang anvendt til at understøtte økosystem-baseret forvaltning af marine økosystemer. Mekanistiske modeller er baseret på viden om sammenhænge mellem de væsentligste processer, som styrer tilstanden og dynamikken i et økosystem. Viden om processer omsættes via parametriseringer til et samlet kompleks af differential-ligninger, som løses numerisk. Derved indeholder en mekanistisk model (i princippet) de drivere, processer og interaktioner, som er væsentlige og nødvendige for at kunne kvantificere effekter af f.eks. presfaktorer. Mekanistiske modeller kan udelukkende adressere effekter af presfaktorer, som er inkluderet i modellen. Traditionelle mekanistiske/biogeokemiske (økosystem) modeller er ofte fokuseret på de basale niveauer i økosystemerne (hydrodynamik, næringsstoffer, primær og sekundær producenter) og modellerne kan derfor f.eks. anvendes til at kvantificere effekter af ændrede næringsstofftilførsler og klima for de inkluderede økosystemkomponenter. I de såkaldte end-to-end (E2E) modeller (Link et al. 2010, Fulton et al. 2011) forsøger man at inkludere flere processer og niveauer i fødekæden (fra fysik over fisk til fugle og mennesker), hvorved flere interaktioner og mulige effekter af presfaktorer kan adresseres. Modellerne beskriver ændringer i masse (ofte N, P og C) i forskellige funktionelle grupper, med særlige karakteristika/egenskaber (en funktionel gruppe kan f.eks. repræsentere et trofisk led) hvorimod de generelt ikke kan beskrive ændringer i arter eller i antallet af arter (biodiversitet).

Figur 4.1 og 4.2 viser konceptuelle skitser af hhv. en traditionel biogeokemisk model og en E2E model



Figur 4.1. Eksempel på konceptuel biogeokemisk model (Petersen et al. 2017), som kan bruges til at teste kombinerede effekter af f.eks. kvælstof og fosfortilførsler samt klima.



Figur 4.2. Eksempel på konceptuel E2E model (Peck et al. 2018), som kan bruges til at teste kombinerede effekter af f.eks. næringsstofforførsler, fiskeri, turisme, Marine Protected Areas (MPAs) og klima.

Metoden til at kvantificere effekter af presfaktorer, herunder effekter af multiple presfaktorer, er baseret på modelscenarier, hvor der "skrues" på én eller flere af de presfaktorer, som indgår i den validerede model, og hvor resultaterne derefter aflæses og behandles. Forbindelsen mellem presfaktorer og indikatorer kvantificeres således via modelscenarier, og det er dermed den underliggende viden/parametrisering af modellen, som er afgørende for resultatet. En metode til systematisk håndtering af kombinerede effekter af flere presfaktorer er beskrevet og anvendt i f.eks. (Griffith et al. 2012). Her beregnes individuelle og kumulerede effekter som ændringen i en respons variabel (f.eks. algebiomasse) som følge af ændringer i én eller flere presfaktorer.

Mekanistiske modeller inkluderer viden om både fysiske og biogeokemiske/biologiske processer og sammenhænge mellem processerne, hvilket er en styrke for modellernes anvendelighed til f.eks. hypotesetestning og scenarieberegninger. Ulemperne er især, at modellerne er meget data- og beregningstunge. Da man ofte ikke har tilstrækkeligt med data er det ofte nødvendigt med en vis grad af ekspertvurdering og kalibrering, hvis betydning dog kan testes under modelvalideringen. Modellerne er bedst egnede til beskrivelse af fysiske processer og omsætning af masse, hvilket gør dem relativt uegnede til beskrivelse af f.eks. biodiversitet (forstået som antallet af arter) eller andre biologisk relevante karakteristika.

#### 4.1 Input til metoden

Datakravene til især kørsel og kalibrering/validering af mekanistiske modeller er ganske omfattende. Modellerne kræver begyndelsesbetingelser og forceringsdata med en ganske høj rumlig

og tidslig opløsning. Sådanne højopløselige data er ofte ikke tilgængelige og derfor er mekanistiske modeller ofte baseret på rumlig og tidsmæssig interpolering af data.

Selve modelbygningen, og herunder parametriseringen af modellen, er ligeledes afhængig af data/viden om processer, proceshastigheder samt hvilke drivere processerne er afhængige af. Især parametriseringen er i nogen grad baseret på ekspertvurderinger, antagelser og forsimplinger. Modeller for lavere trofiske niveauer (biogeokemiske modeller) er baseret på dekaders forskning og viden, og her er graden af ekspertvurderinger/antagelser lav. For E2E modellerne findes ofte ikke kvantificerbar viden om mekanismer og sammenhænge, og de er derfor i højere grad baseret på antagelser, som ikke umiddelbart er dokumenterbare eller kan valideres.

## 4.2 Valg af presfaktorer og indikatorer

Valg af indikatorer og presfaktorer afgøres af modelstrukturen, idet begge komponenter skal indgå i modellen. I traditionelle biogeokemiske modeller indgår ofte klima (temperatur, vind, nedbør, osv.) samt næringsstofftilførsler, hvilket betyder, at man kan undersøge effekter af disse. Derimod kan man ikke undersøge effekter af f.eks. forsuring eller fiskeri, såfremt data og parametriseringer for disse ikke er inkluderet i modellen. I E2E modeller vil det ofte være muligt at undersøge effekter af flere presfaktorer på flere økosystemkomponenter (respons variable), såfremt de er inkluderet i modellen. Som beskrevet ovenfor kan flere presfaktorer inddrages og i princippet også flere økosystemkomponenter, men kvaliteten af modellerne vil falde i takt med, at viden om sammenhængen mellem presfaktor og økosystemkomponent bliver dårligere eller mindre veldokumenteret. Modellerne er kun så gode, som det input de bliver fodret med.

## 4.3 Metodens resultater

Ved brug af mekanistiske modeller er det muligt at kvantificere og dermed rangordne effekter af de enkelte presfaktorer i forhold til deres påvirkning af miljøet. Rangordning af presfaktorer kan f.eks. baseres på presfaktorenes relative effekt, hvilket kan kvantificeres ved sensitivitetsanalyser. Her laves mindre ændringer i en nuværende presfaktors intensitet/udbredelse og resultatet bliver en kvantificerbar ændring i en responsvariabel (f.eks. %-vis ændring i udbredelse af ålegræs). Mekanistiske modeller kan også anvendes til at rangordne presfaktorens samlede effekt ved helt at fjerne en presfaktor fra modellen (modelsценarie) og kvantificere ændringen i responsvariablene. I begge situationer rangeres betydningen af presfaktoren ved tilstedeværelse af alle andre presfaktorer. Presfaktorenes betydning for en indikator og ultimativt for miljøtilstanden kan således rangordnes ud fra, hvor meget indikatoren ændres ved ændringer i presfaktorerne. Måden sensitivitetsanalysen eller scenarierne konstrueres på er bestemmende for præcis, hvad rangordningen er et mål for og de skal derfor konstrueres med omtanke. Der skal blandt andet tages højde for, at interaktioner mellem presfaktorer kan have betydning for rangordningen (både i model og virkelighed). F.eks. kan modelresultaterne vise, at trawling er uden betydning for ålegræs i et område, hvis iltsvind har slået ålegræsset ihjel først, hvorimod trawling kan have stor effekt på ålegræs, hvis der ikke er andre (ålegræs)presfaktorer tilstede.

I modsætning til datadrevne kortlægningsmetoder, hvor følsomheden af presfaktoren er fastlagt ud fra ekspertvurderinger (f.eks. Delphi metoden), kan mekanistiske modeller på en korrekt måde kvantificere effekter af presfaktorer også selvom presfaktoren med det nuværende tryk har fjernet økosystemkomponenten. Hvis f.eks. trawlfiskeri hindrer ålegræsudbredelsen i et område således, at der ikke er noget ålegræs, så vil en mekanistisk model korrekt vise, at fiskeri har stor effekt på ålegræs i det område, hvorimod en data baseret metode vil vise ingen eller

lille effekt af fiskeri (fordi der i data ikke er sammenfald mellem fiskeri (presfaktor) og ålegræs (økosystemkomponent) i området).

Interaktioner mellem presfaktorer er en iboende egenskab i korrekt konstruerede mekanistiske modeller og forudsætter ikke en forudgående fastlæggelse af interaktionstypen. Via sensitivitets og scenarie analyser kan interaktioner mellem de presfaktorer, som indgår i modellen belyses, og det vil være muligt at afgøre, om og hvordan presfaktorerne interagerer, dvs. om de f.eks. er additive, synergistiske, antagonistiske eller dominante. Analysen kan adressere effekter på den enkelte tilstandsvariable/indikator i modellen, men der er også eksempler på, at man kan behandle effekter af presfaktorer på biologisk samfundsniveau og ikke kun på indikator niveau (Griffith, Fulton et al. 2012). Dette kan f.eks. ske ved at aggregere biomassen af flere funktionelle grupper og se på effekterne af presfaktorer på den aggregerede biomasse.

Der findes ikke en formel måde at estimere usikkerhed på i mekanistiske modelscenarier og derfor kan det ikke testes om sammenhænge mellem f.eks. presfaktorer og tilstandsvariable er signifikante. Ensemble modellering (hvor resultater fra flere uafhængige modeller sammenlignes) er det bedste bud på vurdering af usikkerheder på f.eks. modelscenarier, herunder resultater af ændringer i presfaktorer. Ensemble modellering anvendes i stor udstrækning indenfor klimamodeleringen, men der findes også eksempler fra den marine økologi (Meier et al. 2018). I sensitivitetsanalyser eller de mere avancerede (og beregningstunge) Monte Carlo simuleringer undersøges, hvordan modelresultater påvirkes af ændringer i de (oftest usikkert bestemte) parametre som indgår i model parametriseringen og anvendes ofte som et mål for modellernes "usikkerhed". Metoderne kan angive et sandsynligt udfaldsrum (en slags konfidensinterval) og også benyttes til at identificere de parametre, som især bidrager til usikkerhed på modelresultaterne.

Selvom der ikke findes formelle metoder til at teste for signifikans af sammenhænge mellem presfaktorer og økosystemkomponenter eller generelt estimere usikkerhed på modelscenarier, findes der talrige metoder til evaluering af mekanistiske modellers performance, herunder evne til at beskrive en given tilstand. Dette sker ved en direkte sammenligning mellem modelresultater og observationer og bidrager til at opbygge tillid til, at de underliggende parametriseringer og modelstrukturer er korrekte, og at modellerne dermed også kan beskrive situationer (f.eks. ændring/fjernelse af en presfaktor), hvor der ikke findes data.

#### **4.4 Tidslig og rumlig opløsning**

Den rumlige opløsning af mekanistiske modeller fastlægges af modellens beregningsgrid, som ofte er i størrelsen 0,0025-4 km<sup>2</sup>. Valg af beregningsgrid og brug af 2D eller 3D modeller afhænger af formålet og skal vurderes i hvert tilfælde. Generelt vil den rummelige opløsning af mekanistiske modeller være meget større end den opløsning som monitoringsdata repræsenterer. Tidsskridtene i mekanistiske modeller måles ofte i sekunder og såfremt forceringsdata (solindstråling, vind mm) tillader det, kan modellerne således (i princippet) opløse variationer på f.eks. time/døgnniveau. Både den tidslige og rumlige opløsning af modellerne er ofte højere end der er behov for i efterfølgende analyser og derfor bliver resultater fra mekanistiske modeller ofte aggregeret både tidsligt og rumligt, hvilket også øger sikkerheden på modelresultaterne.

#### **4.5 Anvendelighed i relation til VRD**

Mekanistiske modeller er meget velegnede til at teste kombinerede effekter af de presfaktorer og indikatorer, som er inkluderet i modellen. Da der er mest viden og tilgængelige data til at beskrive de lavere trofiske niveauer, vil mekanistiske modeller være mest egnede til beskrivelse og kvantificering af effekter som påvirker f.eks. biomassen af fytoplankton og i nogen grad biomasse af makroalger og ålegræs. Derimod er de ikke umiddelbart velegnede til at adressere effekter på biodiversiteten af fytoplankton og makroalger, fordi mekanistiske modeller ofte ikke opererer med arter og dermed ikke kan modellere antallet af arter (biodiversitet). Modellerne vil dog i nogen grad være egnede til at beskrive effekter af presfaktorer på både bentiske og pelagiske habitater og dermed potentielle effekter på f.eks. bunddyr og bundplanter. Mekanistiske modeller kan således beskrive effekter af eutrofiering og graveaktivitet for lysklimaet på bunden, hvilket er en nødvendig betingelse for, at der kan leve bundlevende planter. Ligeledes kan modellerne beskrive effekter af presfaktorer som påvirker iltforholdene ved bunden, hvilket er en væsentlig indikator for, om presfaktoren potentielt vil påvirke bunddyr og bundplanter.

I de mere komplekse E2E modeller, som indeholder flere presfaktorer og indikatorer, er viden og datatilgængeligheden ofte så lav at parametriseringerne bliver usikre. De kan derfor sjældent anvendes til egentlig kvantificering, men kan dog ofte anvendes til mere kvalitative undersøgelser af presfaktorers effekter på økosystemkomponenter.

## 5. Statistiske modeller

Der findes en lang række forskellige statistiske modeller og metoder, som kan bruges til at analysere kumulerede effekter af presfaktorer. Ligesom de Bayesianske modeller (se kapitel 6), men i modsætning til de mekaniske modeller og maskinlæring, er de karakteriseret ved at man ud over sammenhængen mellem presfaktor og indikator også modellerer usikkerheden. Som regel er de statistiske modeller simplere end de mekanistiske modeller, men den stadig voksende regnekraft og en rivende udvikling af nye fleksible statistiske værktøjer kan være med til at udjævne forskellen i nogle sammenhænge. Det vil ikke være muligt at beskrive de mange klassiske statistiske metoder/modeller, som kan bruges til at modellere og teste de kumulative effekter af multiple presfaktorer samt gennemgå forudsætningerne for deres anvendelse på den plads der her er til rådighed. Her introduceres kun et lille repræsentativt udsnit af de metoder, som kan benyttes.

### Univariate statistiske analyser

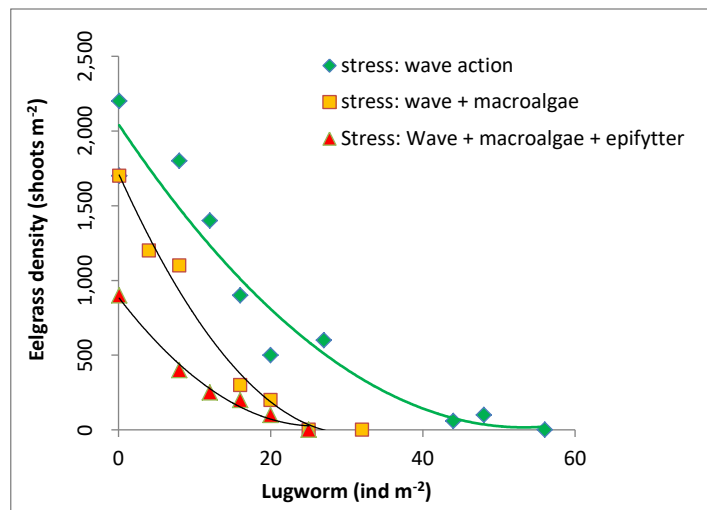
I en univariat statistisk model undersøger man, hvordan en enkelt indikator responderer på en eller flere presfaktorer (f.eks. af hvordan ålegræsvekst påvirkes af lys og saltholdighed). En models evne til at beskrive sammenhængen mellem en indikator og en eller flere presfaktorer kan statistisk vurderes ved hjælp af forklaringsgraden ( $R^2$ ), som udtrykker hvor stor en del af den samlede variation i sammenhængen som modellen forklarer, og testes ved hjælp af sandsynligheden ( $p$ ), som udtrykker sandsynligheden for, at sammenhængen mellem model og data er tilfældig. Da  $p$ -værdien blandt andet afhænger af antallet af datapunkter, er det vigtigt også at se på størrelsen af den modellerede effekt, når man vurderer vigtigheden af en presfaktor (f.eks. Amrhein et al. 2019).

Når man anvender en statistisk model til at identificere den kombination af presfaktorer, som bedst beskriver de observerede ændringer i en indikator, vil det typisk være sådan, at jo flere faktorer og interaktioner man medtager, jo bedre bliver modellens mulighed for at beskrive en sammenhæng. Ved at sammenligne forskellige modeller kan man imidlertid identificere den model som på enkleste vis bedst forklarer data. Det gøres f.eks. ved at bruge Akaikes Information Criteria til at beregne den såkaldte AIC-værdi for modelkonfigurationer af forskellig kompleksitet og så vælge den modelkonfiguration, som har den laveste AIC-værdi.

De univariate statistiske modeller adskiller sig groft sagt fra hinanden ved, om de kan beskrive lineære og/eller ikke-lineære sammenhænge, om de kan medtage niveauopdelte variable eller kun kontinuerte, og ved hvor fleksibelt usikkerheden kan beskrives. I den klassiske regressionsanalyse antages det, at sammenhængen mellem indikator og presfaktorer er lineær, at variablene er kontinuerte, og at usikkerheden omkring regressionslinjen er normalfordelt med konstant varians. I nyere tid er regressionsmodellerne (f.eks. Generaliserede Lineære Modeller) imidlertid blevet langt mere fleksible og giver brugeren frie hænder til selv at vælge hvordan usikkerheden beskrives statistisk. I de såkaldte Generelle Additive Modeller (GAM-modeller) finder modellen selv den bedste ikke-lineære sammenhæng mellem presfaktorer og miljøtilstand. De kan derfor bruges til at analysere selv meget komplekse ikke-lineære sammenhænge og kumulerede effekter af flere presfaktorer. Modellerne kan også medtage rumlig og tidsmæssig korrelation mellem datapunkter, og i de såkaldt "mixede modeller" kan man indsætte stokastiske komponenter, som kan modellere variansstrukturen i data meget bedre end i de klassiske modeller, f.eks. hvis

data kan antages at indeholde tilfældige stations- eller årstidseffekter (se f.eks. Gislason et al. 2017). Ved hjælp af de såkaldte State-Space modeller kan man ovenikøbet skelne mellem måleusikkerhed og den usikkerhed der hidrører fra den proces, der modelleres. Endelig er parameterestimeringsmetoderne nu blevet så sofistikerede at det er blevet muligt at estimere parametrene i selv meget store modeller med mange hundrede parametre.

Som et eksempel på brug af en univariat regressionsmodel kan nævnes et nyligt studie af ålegræs. Ålegræsbede udsættes for mange typer af stress, herunder stress som ikke er relateret til antropogen påvirkning: De påvirkes på eksponerede kyststrækninger af bølgepres, som resulterer i tab af unge årsskud (Valdemarsen et al. 2010), af ballistisk pres fra drivende makroalger (blæretang fasthæftet på sten), som fragmenterer ålegræsbedene og skaber nøgenbundshuller inde i bedene (Canal-Verges et al. 2010, Valdemarsen et al. 2010), af epifytter som skygger for lyset, og af sandorme, hvis bioturbation kan påvirke ålegræssets vegetative ekspansion. Data i figur 5.1 er indsamlet langs variable stress-gradienter, hvor nogle områder alene er præget af bølgepres, andre områder er præget af både bølge- og makroalge-pres, og endelig er der områder, hvor ålegræsset er presset af epifytter. Ved at analysere de individuelle områder med variabelt multipelt stress, er det muligt at undersøge de individuelle presfaktorens effekt på ålegræsset – kvantificeret som skudtætheder. Resultaterne viser, at ålegræsset presses meget mindre af sandormetætheden, hvis der kun er bølgepres, mens sandorme ved meget lavere tætheder påvirker ålegræsskudtætheden, når ålegræsbede samtidigt er påvirket af stress fra både bølger og makroalger. Endelig danner ålegræsset ikke tætte bede, når der tilføjes pres fra epifytter, hvor ålegræstæthederne selv uden sandorme-pres er lave.



Figur 5.1. Viser hvorledes sandorme-preset på skudtætheden varierer afhængigt af tilstedeværelsen af andre presfaktorer (upublicerede data, SDU).

### Multivariate statistiske analyser

De multivariate statistiske modeller gør det muligt at undersøge, hvordan flere indikatorer samtidigt påvirkes af én eller flere presfaktorer. Biologiske samfund er komplekse, og arterne interagerer på måder, som det er vanskeligt at tage højde for. I stedet for at opsummere effekten af diverse presfaktorer i en enkelt indikator (f.eks. et DKI-indeks for bundfaunaen) har man inden for studier af biologiske samfund været interesseret i at udvikle metoder, som gjorde det muligt



at undersøge og vise hvordan forskellige presfaktorer påvirkede forekomsten af samtlige arter i samfundet for dermed potentielt at kunne afsløre regelmæssigheder i den måde samfundsstrukturen ændrede sig.

I starten rettedes bestræbelserne sig på at finde metoder til at reducere samfundets respons til færre dimensioner, såkaldt ordination, og inden for den gren af forskningen har man udviklet et utal af forskellige metoder. Principal components analysis (PCA) og videreudviklinger af PCA transformerer f.eks. et  $p$ -dimensionelt datasæt bestående af individtætheden af  $p$  arter som optræder i  $n$  prøver til et simplere koordinatsystem med færre akser. Det sker ved at lave en lineær retvinklet transformation af datasættet til et ikke-korreleret system, hvor transformationen defineres således, at den første akse i det ikke-korrelerede system (den første principale komponent) repræsenterer den størst mulige variabilitet, den efterfølgende akse den næststørste variabilitet og så fremdeles (Jolliffe 2002, Abdi & Williams 2010). Et PCA-plot vil typisk kunne præsenteres som et koordinatsystem, hvor første og anden principale komponent danner akserne, prøverne eller arterne afbildes som punkter, og presfaktorernes betydning kan indsættes i plottet som overlejrede vektorer, hvis længde og retning afspejler deres korrelation med arterne/prøverne. Der er efterfølgende blevet udviklet en række forskellige ordinationsmetoder (f.eks. Correspondence analysis, Detrended Correspondence Analysis, Canonical Correspondence Analysis, Non-metric MultiDimensional Scaling og Distance-based Redundancy Analysis), som har udvidet anvendelsesområdet for ordination til situationer, hvor data ikke kan beskrives ved lineære sammenhænge og ikke er normalfordelte, og hvor der ikke længere er problemer med at inkludere nul observationer som i den klassiske PCA. Der er også udviklet metoder baseret på re-sampling af data, så man kan teste, om der er signifikant forskel mellem den biologiske samfundsstruktur ved forskellige miljøpåvirkninger. Generelt set er metodernes output dog sjældent blevet brugt som indikatorer for miljøtilstand i miljøovervågningen, for output er ofte vanskeligt at fortolke, og i mange tilfælde er der indbygget antagelser i analyserne, som det kan være svært at teste.

De klassiske univariate statistiske metoder er samtidig blevet udvidet til fleksible multivariate statistiske metoder, som giver den enkelte forsker langt flere muligheder for at vælge den bedst passende beskrivelse af et givet system. Ligesom ordinationsmetoderne kan modellerne beskrive flere dimensioner, f.eks. alle arter eller alle relevante indikatorer, i én fælles model. Antallet af korrelationer kan være et problem i disse modeller, for hvis samtlige interaktioner i et bunddyrssamfund med f.eks. 100 arter indsamlet på 100 forskellige stationer skal modelleres, er der, ud over den korrelation der kan være mellem stationerne, flere tusind korrelationskoefficienter for artsinteraktion, der skal estimeres. Det er heldigvis muligt at modellere korrelationen ved hjælp af såkaldt latente variable, så problemet bliver håndterligt, men de multivariate statistiske metoder er stadig under udvikling.

## 5.1 Input til metoden

Datakravene til gennemførelse af statistiske analyser er stort. Der skal være tilgængelige samhoørende data for presfaktorer og miljøtilstandsindikatorer med tilstrækkelig opløselighed i tid og rum. Typisk dækker vandområderne over gradienter i miljøtilstanden, hvor f.eks. de indre dele af fjordene er mere antropogent påvirkede end de ydre dele, og derfor bliver modelresultaterne afhængige af hvor data er indsamlet. Der er ligeledes variation i de fysiske og biologiske forhold (dybdeforhold, salinitet, bundnære lysforhold, bentisk vegetation og fauna etc.), som både påvirker styrken af presfaktorernes og miljøtilstanden. Dette stiller krav til stor rumlig opløselighed i

data, idet man alternativt må foretage suboptimale interpolationer over lange afstande, og/eller opnå analyseresultater, der alene repræsenteres af målestationernes placering (svarende til eksempelvis NOVANA stationerne i Danmark). De fleste NOVANA-stationer ligger ydermere i de dybere dele af vandområderne og repræsenterer dermed ikke de produktive lavbundsarealer, hvilket kan være problematisk. For at få variationer i styrken af de antropogene presfaktorer kan det ligeledes være nødvendigt med længere tidsserier, især når undersøgelserne begrænses til afgrænsede områder som f.eks. specifikke vandområder.

Et generelt problem for statistiske (og principielt set alle analyser af kumulering af effekter) analyser af kumulerede eller multiple presfaktorer er, at de i mange tilfælde bruger data baseret på meta-analyser eller gennemsnitsværdier over rum og/eller tid i mangel på primære data af tilstrækkelig kvalitet og mængde. Det giver ophav til en række potentielle problemer. Dette skyldes dels, at kvaliteten af metadata vil afhænge af formålet med dataindsamlingen, men det kan også skyldes, at metadata er blevet re-klassificerede, f.eks. i kategorier som høj påvirkning, middel påvirkning og lav påvirkning, hvorved der tabes opløselighed. Nogle af de mest problematiske eksempler finder man, hvor forvaltere/forskere benytter re-klassificerede kortlag til yderligere analyse. En anden faldgrube er, at forskere ekstrapolerer resultater fra laboratorie-eksperimenter til at repræsentere vækst- og tabsprocesser i naturen. Ofte inkluderer eksperimenterne ikke de samme fysiske, kemiske eller biologiske forhold som findes i naturen, hvilket giver suboptimale tærskelværdier for presfaktorers effekt på miljøforholdene. Eksempelvis undersøges makrofytters lysafhængige fotosynteseeffektivitet i laboratoriet ofte på rene blade, mens der i naturen ofte er epifytter og/eller sedimentaflejringer på bladene, hvilket resulterer i helt andre vækstforhold, der for eksempel kan forklare at primærproducenterne presses ind på lavere vand for at opnå en positiv nettovækst.

## 5.2 Valg af presfaktorer og indikatorer

Ligesom for de fleste andre metoder afhænger valget af presfaktor og indikatorer helt af den påvirkning/ hypotese man ønsker at undersøge. Det er vigtigt, at der kan opstilles en mekanistisk begrundet hypotese af sammenhængen mellem indikator og presfaktorer, som forklarer, hvordan en presfaktor kan påvirke et kvalitetselement og dermed begrunde, at presfaktoren medtages i analysen. Statistiske modeller af presfaktorers effekt på systemniveau (vandområdernes miljøtilstand) eller effekten på individuelle kvalitetselementer (ålegræs, fauna, lysforhold, etc.) bør ideelt set bygges på vidensbaserede sammenhænge mellem presfaktorer og miljøtilstand, hvor effekten af presfaktorer ( $x$ ) giver et respons på kvalitetselementet ( $f(x)$ ). I mange tilfælde vil sammenhængene imidlertid være usikre og/eller ukendte. Hvis den statistiske model skal kunne identificere sammenhængen er det vigtigt, at data indeholder målinger af responsen på kvalitetselementet fra situationer med henholdsvis lav og høj belastning af presfaktoren, idet der ofte skal være en vis forskel på presfaktorværdierne, før der kan påvises en statistisk signifikant effekt på kvalitetselementerne. Dette kræver ofte lange og ensartede datasæt af sammenhørende presfaktorer og indikatorer.

## 5.3 Metodens resultater

De statistiske modeller udgør et standardiseret og fleksibelt værktøj til at bestemme sammenhængen mellem en indikator og forskellige presfaktorer. Sammenlignet med de andre modeller giver de statistiske modeller gode muligheder for at bestemme og teste presfaktorernes betydning for kvalitetselementerne, og herunder for at identificere, modellere og teste betydningen af kumulerede effekter. Anvendeligheden af metoden og sikkerheden af resultaterne afhænger

dog i høj grad af, at der er tilstrækkeligt med sammenhørende data for presfaktorer og indikatorerne, samt at variationen i datasættet er relativt stor. I GAM modellerne kan man tilmed bestemme den mest sandsynlige funktionelle sammenhæng mellem indikator og presfaktorer. Man kan også indsætte interaktionsled, som afspejler effekten af kumulerede presfaktorer, og lade GAM-modellen bestemme deres funktionelle form og vigtighed. I de mixede modeller, herunder mixede GAM modeller (GAMM), er der ydermere mulighed for at modellere den variation i responset som f.eks. skyldes forskelle mellem år og stationer uden samtidig at reducere antallet af frihedsgrader i modellen væsentligt.

I PCA-analyserne og andre ordination-metoder er beregningerne alene baseret på statistisk variabilitet, hvor hver presfaktors effekt på indikatoren afbildes grafisk. Der er imidlertid en række faldgruber i form af lineære antagelser, betydningen af transformation af variable, og i nogle tilfælde modelartefakter, som gør det vanskeligt at bruge dem. Der er endnu for få resultater fra de multivariate statistiske metoder til at vurdere deres anvendelighed generelt.

#### **5.4 Tidslig og rumlig opløselighed**

Statistiske analyser kan som udgangspunkt opløse variationer i tid og rum, men er begrænset af datatilgængelighed. For den tidslige opløselighed vil data normalt for både presfaktorer og indikatorer være komprimerede til at repræsentere et årsgennemsnit eller et gennemsnit for vækstsæsonen, men der kan evt. være tidsserier af data fra specifikke områder. Den rumlige opløselighed er begrænset af tilgængeligheden af data for både presfaktorer og indikatorer. Ofte vil der være tale om en blanding af presfaktorer fra punktkilder til påvirkninger fra diffuse kilder og man bør derfor overveje, hvordan man kan tage hensyn til eller modellere spredningseffekter, hvis man vil karakterisere tilstanden i et helt vandområde ud fra prøvetagninger på et begrænset antal faste stationer.

#### **5.5 Anvendelighed i VRD-sammenhæng**

Statistiske modeller må betragtes som et godt værktøj til at kvantificere direkte og kumulerede effekter af presfaktorer, teste deres signifikans, og forudsige hvordan ændringer i presfaktorerne fremover kunne påvirke indikatoren og miljøtilstanden. Som for de fleste andre metoder kræver det, at der er tilstrækkelig viden til at formulere mekanistisk begrundede hypoteser om sammenhængen mellem miljøindikatorer og presfaktorer, at det datasæt, der skal analyseres, er tilstrækkeligt omfattende og repræsentativt, og at de tidligere nævnte problemer med rumlig og tidsmæssig interpolation af data kan løses, så sammenhængen mellem presfaktordata og miljøtilstandsdata med rette kan betragtes som kausal. For at kunne udvikle anvendelige statistiske modeller er det derudover også nødvendigt med variation især i intensiteten af presfaktoren. Hvis betingelserne for anvendelse af statistiske analyser er tilstede udgør disse et af de bedste værktøjer til at kvantificere direkte og kumulerede effekter af presfaktorer.

## 6. Bayesianiske modeller

Bayesianske (netværks) modeller er datadrevne sandsynlighedsbaserede modeller, som bl.a. kan anvendes til kvantificering af interaktioner mellem presfaktorer og indikatorer/økosystemkomponenter og som er velegnede til håndtering og kvantificering af usikkerheder. Modellerne opbygges ud fra et netværk/diagram, som beskriver de faktorer og sammenhænge, som antages mest væsentlige for problemstillingen og er således hypotese drevet. Netværket består af "noder" (variable), som kan repræsentere hhv. presfaktorer og økosystem variable samt ensrettede pile, som repræsenterer en påvirkningsmekanisme (Marcot et al. 2006). Pilenes ensretning betyder (se figur 6.1), at en presfaktor kan påvirke en økosystemkomponent, men ikke omvendt. I klassiske Bayesianiske modeller benyttes Bayesianisk statistik til at kvantificere styrken af påvirkningen. Dette sker ved brug af empiriske data samt priors (initiale gæt/ekspertvurdering) af sandsynlighedsfordelingen for hver af de anvendte parametre i netværket. Priors kan være såkaldt non-informative, hvor man f.eks. for hver parameter angiver en uniform fordeling uden restriktioner (dvs. fra  $-\infty$  til  $+\infty$ ). Hvis man har mere viden/data om parametrene, f.eks. fra tidligere undersøgelser, kan man både angive en fordeling (f.eks. en normalfordeling) og et interval (f.eks. for middelværdi og varians i normalfordelingen). Ved hjælp af f.eks. Markov Chain Monte Carlo sampling af posterior fordeling kan det mest sandsynlige sæt af endelige parameterværdier (og deres varians) bestemmes.

Et eksempel på en simpel Bayesianisk model er givet i ligningen:

$$\text{Klorofyl} = \alpha_1 N + \alpha_2 L + \alpha_3 T + \alpha_4 N * T + \varepsilon$$

Her er den årlige klorofylkoncentration beskrevet ud fra koncentrationen af kvælstof (N), lagdelingsfrekvens (L) og temperatur (T), og et normalfordelt støjled  $\varepsilon$ . For at kunne estimere parametrene ( $\alpha$ -værdierne), skal man have målinger for klorofyl, kvælstof, lagdeling og temperatur. Derudover skal der angives priors (initiale gæt) for parametrene (f.eks. middelværdi og varians) i sandsynlighedsfordelingerne af  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ ,  $\alpha_3$ ,  $\alpha_4$  og  $\varepsilon$ . Efter modelsimuleringerne er afsluttet fremkommer de mest sandsynlige værdier af middelværdi og varians for alle  $\alpha$ 'er og for  $\varepsilon$ .

Da metoden er beregningsmæssigt tung, og for at undgå "falske" årsagssammenhænge, er det vigtigt, at selve netværket konstrueres ud fra dokumenterede sammenhænge og gøres så simpelt som muligt (Trifonova et al. 2019). Selvom modellerne kalibreres ud fra eksisterende data, kan de anvendes til at forudsige det mest sandsynlige udfald af en given ændring i forceringer/presfaktorer, ligesom det er muligt at adressere usikkerheder (mangel på information, mangel på præcision) og sammenligne styrken af multiple presfaktorer for en given økosystemkomponent (Carriger et al. 2016).

Bayesianske modeller kan udelukkende adressere effekter af de presfaktorer, som er inkluderet i modellen og for hvilke der findes data. Klassiske Bayesianiske modeller er strikt empiriske, men der er udviklet en særlig variant (Bayesian belief networks) som også inkluderer ekspertvurderinger af priors og som kan benyttes i situationer, hvor datamængden er begrænset (Ban et al. 2015). Begge modelvarianter er dog opbygget efter samme princip (hierarkisk/netværksstruktur) og begge versioner kræver priors til estimering af modelparametre (Ban al. 2015, Uusitalo et al. 2016).

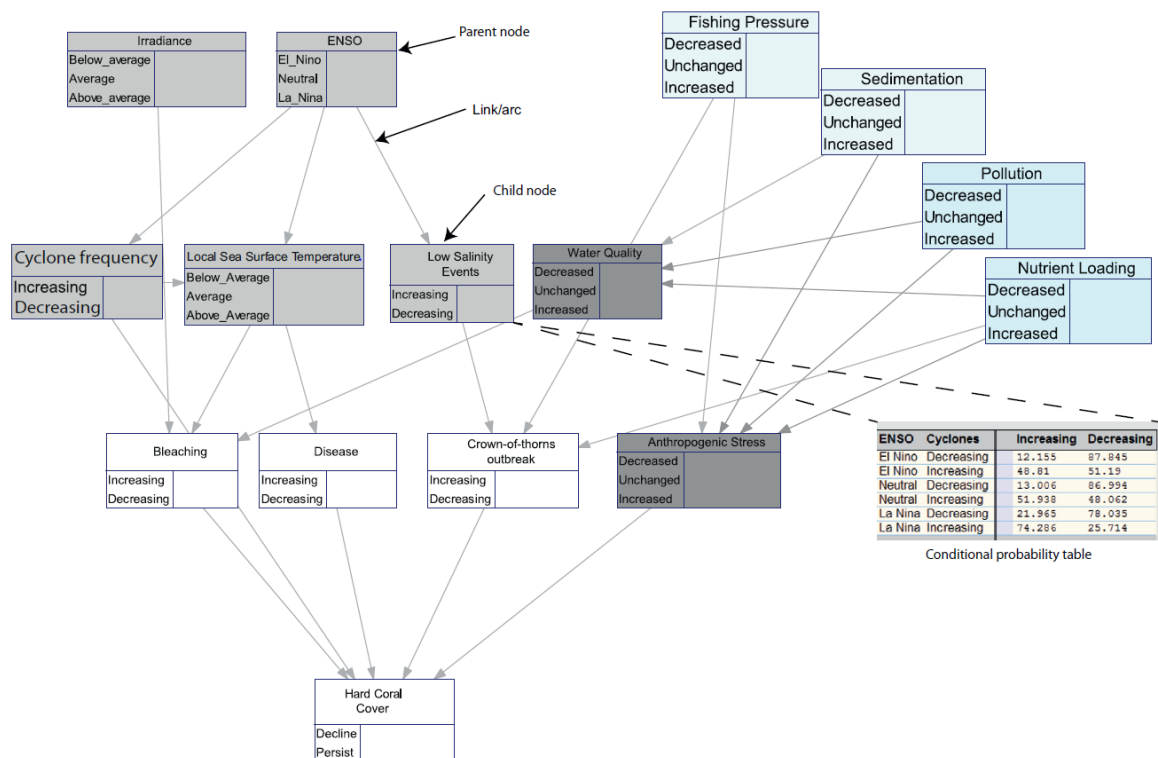
## 6.1 Input til metoden

Datakravene til opsætning af klassiske Bayesianiske modeller er ganske omfattende, idet man skal have data for alle indgående variable, som muliggør beregning/kvantificering af sammenhænge mellem variablene. Det anvendte datasæt skal bestå af tidsserier og/eller rumligt fordelte data for indikatoren (f.eks. klorofylkoncentration eller biodiversitet af bunddyr) samt for de relevante presfaktorer. Der skal være tilstrækkeligt mange datapunkter og en tilpas stor variation i data for at sikre en rimelig sikker bestemmelse af de indgående parametre (eksemplificeret ved  $\alpha$  og  $\epsilon$  i ligningen ovenfor). Optimalt set skal man også have data/viden om de priors, som er nødvendige i den Bayesianiske modellering, men hvis det ikke findes, kan modellerne opstilles med non-informative priors. Udover valg af priors, herunder især deres sandsynlighedsfordeling er metoden også følsom over for model parametriseringen.

I Bayesianiske netværksmodeller kan ekspertviden i form af viden om sammenhænge mellem presfaktorer og indikatorer indbygges i modellerne og derved i nogen grad kompensere for mangelfuld datadækning. F.eks. kan viden om at stigende næringssaltsudledninger medfører faldende miljøkvalitet indbygges i modellen. Brugen af ekspertviden betyder dog, at modeloutput bliver tilsvarende mindre evidens baseret og dermed forbundet med større usikkerhed.

## 6.2 Valg af presfaktorer og indikatorer

Valg af indikatorer og presfaktorer afgøres af modelstrukturen, idet begge dele skal indgå i modellen (repræsenteret af kasser i figur 6.1). Derudover skal der indgå kendte årsagssammenhænge (pile i figur 6.1). For klassiske Bayesianiske modeller vil mængden og typen af data for presfaktorer og indikatorer være afgørende for hvilke modeller, der kan opstilles og udvikles, samt hvor sikre/gode modellerne kan blive.



**Figur 6.1. Eksempel på Bayesiansk Netværksdiagram (Ban et al. 2015). Kasser/"Nodes" repræsenterer variable og pile/"link/arcs" repræsenterer (kendte) sammenhænge mellem variable. Pilene er unidirektionale, idet metoden i udgangspunktet ikke håndterer tovejs interaktion mellem variable.**

### 6.3 Metodens resultater

Ved brug af Bayesianske modeller er det muligt at kvantificere og dermed rangordne effekter af de enkelte presfaktorer for en enkelt indikator/respons variabel. Som et direkte resultat af simuleringerne fremkommer styrken af sammenhængen mellem presfaktorerne og indikatoren og det er således muligt at rangordne presfaktorerne ift. styrken af deres sammenhæng til indikatoren.

Såfremt potentielle interaktioner mellem flere presfaktorer er inkluderet i parametriseringen af modellen vil styrken og typen af interaktion fremkomme som et modeloutput. På basis af modellen og eksisterende data vil det således være muligt at afgøre om flere presfaktorer forstærker eller "ophæver" hinanden (er synergistiske eller antagonistiske). Der findes eksempler, hvor Bayesianske modeller er anvendt til vurdering af kombinerede effekter af klima og eutrofiering for koral rev (Ban et al. 2015) samt effekter af fiskeri, akvakultur og turisme for fiskebestande og habitater (Hoshino et al. 2016). Ligeledes har Bayesianske modeller været brugt til vurdering af, hvordan multiple presfaktorer påvirker bestande af fugle, fisk og insekter (Hodgson et al. 2017) samt til vurdering af effekter af klimaændringer (Sperotto et al. 2017).

Bayesianske modeller er velegnede til test. En af de helt store styrker ved modellerne er dels, at den mest sandsynlige værdi for de indgående parametre ( $\alpha$  og  $\varepsilon$  i ligning 1) bestemmes, men især, at der fremkommer en sandsynlighedsfordeling for hver parameter. Denne sandsynlighedsfordeling gør det muligt at bestemme, hvor sandsynligt det er, at den enkelte parameter

f.eks. er forskellig fra 0, og dermed om data understøtter, at der er en sammenhæng mellem en given presfaktor og en indikator.

#### **6.4 Tidslig og rumlig opløsning**

Tidslig og rumlig dynamik kan i nogen grad indbygges i modelstrukturen, hvilket især er vigtigt for problemstillinger, hvor sammenhænge mellem presfaktorer og økosystemkomponenter er adskilte i tid og/eller rum. Til understøttelse af tid/rum dynamikker kan Bayesianske metoder kombineres med andre værktøjer, f.eks. GIS (Stelzenmüller et al. 2010). Som for de mekanistiske modeller er kvantificering af effekter af presfaktorer, herunder effekter af multiple presfaktorer, er baseret på modelscenarier, hvor der "skrues" på én eller flere af de presfaktorer, som indgår i modellen og hvor resultaterne derefter aflæses og behandles.

#### **6.5 Anvendelighed i relation til VRD**

Bayesianske modeller er velegnede til at teste kombinerede effekter af de presfaktorer og indikatorer, som er inkluderet i modellen og som der er data for. Det er vigtigt, at de nødvendige data er tilgængelige for at modellerne kan give et brugbart output. Eksisterende viden kan i nogen grad inkorporeres i modellerne i form af priors og dermed "kompensere" for manglende data, men i sidstnævnte tilfælde risikerer man at øge usikkerheden i modelbeskrivelser og modelresultater. I relation til VRD er der mest data til beskrivelse og kvantificering af effekter af næringstilførsler og klima på lavere trofiske niveauer (f.eks. fytoplankton biomasse), men datamængden er sandsynligvis også tilstrækkelig til at håndtere effekter på f.eks. biodiversiteten af fytoplankton, bunddyr og makroalger. Andre presfaktorer kan kun i begrænset omfang håndteres uden brug af ekspertvurdering, idet der ikke er tilstrækkelig kvantitativ viden.

## 7. Maskinlæring

Maskinlæring (machine learning) er en specialisering indenfor kunstig intelligens, hvor computere bruges til at finde mønstre i store datamængder ved hjælp af statistiske metoder og store mængder beslutningsalgoritmer, såkaldte beslutningstræer, som bruges til at kategorisere data. Man kalder mønstergenkendelsen for læring, fordi computeren selv via beslutningstræerne "lærer" at finde mønstrene, og bruger en tilfældig udvalgt delmængde af data til at teste læringen. Da modellerne er datadrevne og ikke bygger på kausale sammenhænge, er de regler computeren finder frem til ofte uforståelige for mennesker, og modellerne beskrives derfor ofte som "black box modeller", dvs. modeller hvor de indre sammenhænge er skjult for brugeren.

Når man skal lære en datadreven model at finde mønstre i et datasæt, "træner" man typisk gentagne gange modellen på tilfældigt udvalgte delmængder af data og vurderer, hvor god den "trænede" model er til at forudsige de resterende data, dvs. de data, som ikke blev brugt under træningen (Jordan & Mitchell, 2015). Tilfældigt valgte modelversioner kan sammenlignes ved at undersøge, hvor gode de er til at forudsige forskellige testdatasæt, og computeren kan på den måde udvælge de modelversioner, der bedst beskriver data. Uden at vide hvad et bestemt datasæt repræsenterer, kan en algoritme nå frem til generelle sammenhænge i de anvendte data, som den kan anvende til at producere meningsfulde resultater på nye mængder data. Maskinlæring er kort sagt en værktøjskasse med redskaber, der kan bruges til at finde mønstre i data, og på den måde skelne forskellige typer af input fra hinanden. Maskinlæring bruges i dag på en række områder fra forbedrede søgemaskiner, spamfiltre og billedgenkendelse, til selvkørende biler og sproggenkendelse.

Maskinlæring inddeles ofte i ikke-vejledt læring, vejledt læring, og forstærket (boosted) læring. I ikke-vejledt læring identificerer computeren en ukendt sammenhæng mellem de forskellige variable, analogt til ordinationsmetoderne i statistik. I vejledt læring er det en enkelt eller flere variables værdi, som forudsiges ud fra de resterende variable, svarende til at lave en uni- eller multivariat analyse i den klassiske statistik. Denne type maskinlæring har været meget populær de sidste årtier og i enkelte tilfælde, f.eks. til ansigts- og billedgenkendelse, er modellerne nu blevet så gode, at de er væsentligt bedre end mennesker. Den sidste type maskinlæring er forstærket læring, hvor computeren i stedet for at sammenligne forskellige modelversioner, forbedrer en given model ved successivt at bruge beslutningstræer til at minimere afvigelsen mellem modelerede værdier og observerede data.

Det er især de to sidste typer maskinlæring, der har været anvendt til at undersøge effekter af menneskelig påvirkning af økosystemer. Man har f.eks. brugt både "random forests", der bygger på vejledt læring, og "boosted regression", der bygger på forstærket læring, til at finde det antal presfaktorer, der bedst beskriver ændringer i en eller flere miljøindikatorer. Metoderne har også været brugt til at identificere og klassificere kumulerede effekter (Feld et al. 2016), og maskinlæring er nu helt generelt ved at blive en fast del af den økologiske værktøjskasse (Peters et al. 2014, Baker et al. 2018, Béjaoui et al. 2018, Cordier et al. 2018, Nelson et al. 2018). (Feld et al. 2016) beskriver mere generelt, hvordan man kan anvende maskinlæring til at analysere kumulerede effekter i akvatiske monitoringsdata. I artiklen anbefaler forfatterne forskellige måder til at rense data for outliers, undersøge egnetheden af forskellige transformationer og standardiseringer, afsløre multi-kolaritet og afgøre, om data egner sig til videre analyse. Desuden viser de,



hvordan både random forests og boosted regression kan bruges til at bestemme de forskellige presfaktorerers relative betydning og vigtigheden af kumulerede effekter. Endelig bruger forfatterne resultaterne fra maskinlæringsmetoderne til at udvælge de presfaktorer og interaktioner mellem presfaktorer, som bør medtages i en afsluttende analyse med klassiske Generaliserede Lineære (Mixede) Modeller, hvor Akaike vægte kan bruges til at identificere den bedste model eller det bedste modelensemble.

## 7.1 Input til metoden

En maskinlæringsmodel kræver ofte meget store mængder data for at opnå væsentligt bedre resultater, end hvad man kan opnå med klassiske statistiske modeller. Det anvendte datasæt skal nemlig være stort nok til at blive opdelt i 3 dele: 1) Et træningssæt, til træning af mønstergenkendelse på en tilfældigt udvalgt delmængde af data; 2) Et valideringssæt, som ikke er indgået i træningen, når modellen er nået frem til en løsning; 3) Et ekstra sæt, som ikke er brugt i træningen eller valideringen, når modellen har opnået en passende præcision i sine forudsigelser af sammenhænge i valideringssættet. På den måde kan man minimere risikoen for at modellen bygger sin analyse på ikke-relevante sammenhænge og delmængder af data. Den omhyggelige test af modellen på store uafhængige datasæt er en forudsætning for et brugbart resultat. (Feld et al. 2016) angiver, at der mindst skal være ti gange så mange observationer som antallet af uafhængige variable, og at et datasæt ikke bør bestå af mindre end 150 uafhængige observationer.

Maskinlæring stiller ikke umiddelbart krav om procesviden, men det er gavnligt at have en viden om de naturlige processer bag et givet fænomen, når man skal udvælge data og tolke resultaterne. Det gør det muligt at vælge de presfaktorer, som kan have betydning for en given indikatorers respons, og fravælge dem som ikke har. Maskinlæringsmetoder vil efter bedste evne forsøge at finde mønstre i data, men hvis mønstrene ikke giver mening (som antallet af fødsler og storke), eller ikke er relevante for problemet kan maskinlæring føre undersøgeren på vildspor. (Feld et al. 2016) anbefaler derfor, at man efterfølgende foretager en mekanistisk fortolkning af de sammenhænge modellerne identificerer og tester dem med klassisk statistik.

## 7.2 Valg af presfaktorer og indikatorer

Som ved de andre metoder er det op til undersøgeren selv at bruge den eksisterende viden til at vælge de presfaktorer og indikatorer, der anses for at være relevante for en given problemstilling, og som derfor skal medtages i analysen. Ofte vil hver enkelt presfaktor stresser et økosystem på flere forskellige måder, og flere presfaktoreres samtidige påvirkning kan give ophav til kumulerede effekter.

Det kræver således en vis baggrundsviden at udvælge de humane presfaktorer og naturlige processer som med rimelighed kan antages at kunne påvirke en indikator. Ligesom de andre metoder fungerer random forests og boosted regression bedst, hvis datasættet indeholder oplysninger om alle de potentielt vigtige antropogene og naturlige presfaktorer (f.eks. salinitet og temperatur), som kunne påvirke den eller de indikatorer, hvis ændringer man ønsker at analysere og forudsige. Men på samme måde som de klassiske statistiske metoder og de Bayesianiske netværk, afslører analyserne efterfølgende hvilke af de medtagne presfaktorer der er vigtige, og hvilke der kan ignoreres.

### 7.3 Metodens resultater

Random forests og boosted regression giver mulighed for at få bestemt de forskellige presfaktors vægt i analyserne og for at fjerne ikke signifikante faktorer i modelkørslerne. I random forests modeller kan man for eksempel bruge Breiman-Cutler permutation (Breiman 2001) til at sammenligne prædiktionsfejl i modelkørsler med permuterede presfaktorværdier med prædiktionsfejl i kørsler på de oprindelige data. På den måde kan man bestemme, hvor stor en del af variationen i data, den samlede model forklarer, og hvor meget af variationen hver enkelt presfaktor forklarer. Det giver mulighed for at beregne en  $R^2$  værdi, og man kan identificere betydningen af hver presfaktor, så ikke signifikante presfaktorer kan udelades i de endelige modelkørsler. På tilsvarende vis kan kumulerede effekter og interaktioner testes. Maskinlæringsmodeller kan imidlertid ikke bruges til at kvantificere usikkerhed, på samme måde som man kan i de klassiske statistiske og Bayesianske modeller, for der er ikke redskaber til at beskrive fordelingen af fejl i data og det er vanskeligt at specificere og undersøge hvilken fordeling fejlene i givet fald måtte følge (normalfordeling, log-normalfordeling, gamma-fordeling etc.).

Maskinlæring kan bruges til at identificere kumulerede effekter i data og til at beregne de forskellige pres- og stressfaktors relative betydning for ændringer i en given miljøindikator. Det kræver imidlertid at datagrundlaget er tilstrækkeligt stort, og at data indeholder pålidelige observationer over et bredt spektrum af miljø- og belastningstilstande, som sikrer, at metoderne har de tilstrækkelige oplysninger til at relatere presfaktorniveau til indikatorværdi. Det er ofte gavnligt først at undersøge, hvordan presfaktorerne er indbyrdes korrelerede, og hvordan indikator og presfaktorer er korrelerede så multi-kolinearitet kan undgås. (Stock et al. 2018a) brugte f.eks. maskinlæring og en række andre analysemetoder til at undersøge 24 presfaktors påvirkning af 3 forskellige miljøindikatorer langs den californiske kyst, men måtte konkludere, at data var for usikre pga. små prøvestørrelser og et ringe forhold mellem signal og støj, til at man kunne bestemme sammenhængen mellem human påvirkning og miljøkvalitet.

### 7.4 Tidslig og rumlig opløsning

Tidslig og rumlig korrelation kan ikke modelleres eksplicit i maskinlæring. Tværtimod vil tidslig og rumlig korrelation ofte nedsætte informationsindholdet i data, fordi nabopunkter ligner hinanden, og det vil gøre det sværere for modellerne at finde relevante mønstre, som kan vise sammenhængen mellem presfaktorer og miljøindikatorer. (Feld et al.2016) advarer mod at ignorere den potentielle negative betydning af tidslig og rumlig korrelation i maskinlæringsmodeller, fordi korrelationen reducerer den reelle informationsmængde, der indgår i analyserne (se også Stock et al. 2018b).

### 7.5 Anvendelighed i relation til VRD

Random forests og boosted regression kan afdække komplicerede ikke-lineære sammenhænge mellem akvatiske økosystemers tilstand og forskellige presfaktorer. Responsvariablene kan være kontinuerte, kategoriske eller binære, og begge metoder er robuste over for datasæt, hvor ikke alle variable er målt på hver station. Når de bliver anvendt på store datasæt, er deres evne til at identificere og modellere ikke-lineære sammenhænge og komplekse interaktioner ofte bedre end de klassiske multivariate statistiske metoder, og de kan potentielt bruges til at identificere tærskelværdier for påvirkning, dvs. påvirkningsniveauer, hvor økosystemets tilstand ændres drastisk selv ved små ændringer i presfaktorerne. Maskinlæring har blandt andet været brugt til at undersøge, hvordan VRDs indikator for fiskesamfunds økologiske status i de såkaldte 'transitional waters' (defineret som overfladevandområder i nærheden af flodmundinger,

som er delvis saltholdige som følge af, at de er i nærheden af kystvande, men som i væsentlig grad påvirkes af ferskvandsstrømme) responderer på 17 forskellige antropogene presfaktorer (Teichert et al. 2016). Forfatterne brugte en random forests model til at undersøge vigtigheden af direkte og kumulerede effekter af forskellige presfaktorer i 90 europæiske estuarier, og resultaterne viste, at kumulerede effekter var både hyppige og vigtige. Modellen forklarede 47% af variationen i data og gav resultater som passede med resultaterne fra tidligere undersøgelser med andre analysemetoder. Omkring halvdelen af responset i miljøkvalitet skyldtes additive kumulerede effekter af presfaktorerne, mens den resterende del mest bestod af antagonistiske effekter. Random forests modellen blev endvidere anvendt til at identificere de presfaktorer, hvor en reduceret påvirkning med størst sandsynlighed ville føre til forbedret miljøkvalitet, og den kunne således bruges til at prioritere de presfaktorer, som det var vigtigst at reducere for at forbedre miljøet.

Ulempen ved maskinlæringsmetoderne er, at de fungerer som 'black box' modeller. Der opstilles ikke testbare mekanistiske forklaringsmodeller, som kan falsificeres af observationer, og de udnytter ikke den forhåndenværende viden om sammenhænge mellem presfaktorer og miljøindikatorer. Modellerne forsøger så godt som muligt at uddrage de sammenhænge, som bedst forklarer data, og tager ikke hensyn til de mekanistiske og teoretiske sammenhænge mellem presfaktorer og økosystemtilstand, som man fra andre undersøgelser på forhånd ved kan være relevante. Bortset fra de empiriske sammenhænge, der afspejles i data, er der ingen kausale sammenhænge indbygget i modellerne. Det gør dem ude af stand til at tage højde for sammenhænge, som ikke umiddelbart afsløres af de forhåndenværende data, og det betyder, at de ofte kun kan benyttes på relativt store data sæt jf. afsnit 7.1. Der er så godt som ingen vandområder hvor data omfatter alle presfaktorer med bare tilnærmelsesvis den samme rumlige og tidslige opløsning.

## 8. Sammenfatning og konklusioner

Vi har i denne beskrivelse og analyse af metoder haft fokus på metoder til kumulering af effekter af flere presfaktorer. Vi har i tabel 8.1 sammenfattet analysen for de parametre, som vi mener bør indgå i en vurdering af metoder til kumulering af presfaktorer: Hvilke datakrav og procesviden er nødvendig, kan resultaterne bruges til at bestemme/dokumentere interaktion mellem presfaktorerne og deres indbyrdes vægt samt afgøre om disse er statistisk signifikante og hvilken rumlig og tidslig opløsning kan adresseres. Effekter af presfaktorer som udgravning til sejlrender, klapning og råstofindvinding mv., der alle påvirker miljøet ved at fjerne eller beskadige fauna og flora i de påvirkede områder, og som desuden genererer sedimentfaner som påvirker de omkringliggende områder, kan i vid udstrækning forventes at have ensartede effekter, der er umiddelbart additive. Andre presfaktorer, som f.eks. øget temperatur, forsurening, eutrofiering, invasive arter og miljøfremmede stoffer, som påvirker havmiljøet på vidt forskellige måder, kan ikke forventes kun at medføre additive effekter. En samlet vurdering af sådanne presfaktorer kan derfor ikke udelukkende foregå ved overvejning af kortlag, som viser intensiteten af hver presfaktor og antagelser om miljøets følsomhed. Kortlægningsøvelser som Delphi-metoden kan identificere områder, hvor der af forvaltningsmæssige årsager bør være en særlig opmærksomhed på miljøtilstanden. Men kortlægningen kan ikke i sig selv sige noget om effekterne af presfaktorerne på miljøet, rangordne deres faktiske betydning eller sige noget om de samlede effekter (jf. kap 3). Og dermed kan de heller ikke bruges til at definere indsatsbehov i det omfang, et givent vandområde ikke lever op til målsætningerne for god økologisk tilstand.

I det omfang, der foreligger observationer af tilstrækkelig kvalitet, kan maskinlæring samt statistiske, Bayesianske og mekanistiske modeller påvise sammenhænge mellem presfaktorer og miljøtilstand, som gør det muligt at bestemme referencepunkter for miljøpåvirkning inden for de intervaller af presfaktorværdier og miljøtilstande, der er observeret og repræsenteret i datagrundlaget, også selvom der foreligger kumulerede effekter. Ekstrapolationer af presfaktorværdier og miljøtilstande uden for de observerede intervaller kan kun forsvares, hvis der er en mekanistisk forståelse af sammenhængen mellem tilstand og påvirkning og hvis denne forståelse er testet på data, men selv hvor det er tilfældet, kan der forventes en stor usikkerhed forbundet med forudsigelserne, hvis der optræder kumulerede effekter. En vurdering af kumulerede effekters betydning kræver gode data om både påvirkning og miljøtilstand, god viden om de kausale sammenhænge, og en kombination af analyser med modeller som bygger på maskinlæring, klassisk statistisk, Bayesiansk statistik og mekanistiske sammenhænge.

Denne analyse viser endvidere, at selvom der p.t. er en del metoder og værktøjer til rådighed, så er der reelt set ikke gennemført ret mange videnskabeligt godkendte (peer reviewed) analyser af de kumulerede effekter af forskellige presfaktorer, og kun få af analyserne er relevante i relation til vandrammedirektivet og de kvalitetselementer, som direktivet bruger til at beskrive økosystemets tilstand. En stor del af forklaringen på manglen på konkrete analyser er det hidtidige fokus på tilførslen af næringsstoffer, herunder især kvælstof, som vurderes at være den mest betydende presfaktor på vores kystnære marine miljø. En anden forklaring er, at en lang række andre identificerede presfaktorer ikke særskilt kan forventes at have potentielt betydende effekter på kvalitetselementerne på vandområdeniveau (Petersen et al 2018). Endelig er der generelt begrænset eksperimentel viden om interaktioner mellem multiple presfaktorer og begrænset mængde data for forekomst af de forskellige presfaktorer ud over tilførsel af næringsstoffer. De

videnshuller, der er i form af manglende konkrete analyser af kumulering af effekter af presfaktorer, beror således primært på manglende data og procesviden og kun i meget begrænset omfang på mangel på metoder.

Et gennemgående træk ved de fleste af de undersøgte metoder er, at de enten fordrer store datamængder og/eller dokumenteret procesviden. For de fleste metoder er det kritisk, at der findes betydelige datamængder, der varierer i både intensitet og udstrækning af presfaktoren og er sammenhængende geografisk for flere presfaktorer. Alternativt kan der i et vist omfang bruges procesviden til at kompensere for mangel på data, men netop kvantitativ viden om interaktioner mellem presfaktorer er begrænset (f.eks. Ormerod et al. 2010). Samlet medfører det reelt, at der til fastlæggelse af indsatsbehov for flere presfaktorer, der interagerer på en måde, der ikke er simpelt additiv, er begrænsede muligheder for solide analyser på grund af mangel på tilstrækkelig mængde data og/eller viden.

Ved fremtidige analyser af multiple presfaktorer og deres kumulerede effekter, bør der lægges vægt på, at metoderne rent faktisk kan beskrive interaktionerne mellem de analyserede presfaktorer og ikke mindst vægtningen af de enkelte presfaktorerets betydning for den samlede aktuelle tilstand af vandrammedirektivets kvalitetselementer. Det betyder, at det primært vil være de statistiske analyser, herunder Bayesianske modeller og maskinlæring samt mekanistiske modeller, i det omfang der er tilstrækkelig procesviden, der kan bruges, hvis målet er at bestemme kumulering af effekter eller interaktioner mellem presfaktorer.

**Tabel 8.1. Sammenfatning af krav til input, resultater og skala for forskellige metoder til kumulering af presfaktorer. Sort: Krav til data og procesviden (forbindelsen mellem presfaktor og økosystemrespons), som forudsætning for at metoden kan anvendes. Blå: Metodernes resultater herunder 1) mulighed for dokumentation og kvantificering af interaktioner 2) rangordning af forskellige presfaktorerers effekt samt 3) muligheden for statistisk testning. Grøn: Metodernes mulighed for rumlig og tidlig opløsning.**

Metode	Datakrav	Procesviden	Interaktion	Vægtning	Statistisk testning	Rumlig opløsning	Tidlig opløsning
Halpern/Delphi	Presfaktorerens intensitet og rumlige fordeling samt distributionsdata for kvalitets-elementer	Kvalitativ (ekspertvurdering)	Nej, (Antagelser om interaktionsmekanisme fastsættes forud for analysen)	Nej, udpeger hvilke presfaktorer der <i>potentielt</i> kan have mest betydning, dvs. en risikovurdering	Nej, men sensitivitetanalyse kan kompensere	Afhænger af input data, (interpoleringsmetoder kan kompensere) samt ekspertvurdering	Nej, ikke som udgangspunkt
Mekanistiske modeller	Kvantitative data for presfaktorer (samt forceringer) til model-kørsler. Kvantitativ viden om kvalitets elementer til validering	Kvantitativ procesviden er nødvendig (anvendes til parametrisering)	Ja, (men svarets validitet afhænger af datasættets kvalitet)	Ja, Hvis model/parametriseringer er validerede	Nej, kun i form af valideringer og sensitivitetanalyser	Ja, hvis den er eksplicit beskrevet i modellen	Ja, hvis den er eksplicit beskrevet i modellen
Statistiske modeller	Kvantitative data med variation i intensitet af presfaktorer og kvalitets-elementer, krav om store datamængder (med stor variation)	Delvist hypotesedrevet (kan teste antagelser om sammenhænge, men også som black box analyse)	Ja, (men svarets validitet afhænger af datasættets kvalitet)	Ja, Beregnes uafhængigt	Ja	Afhænger af input data, interpoleringsmetoder kan kompensere	Ja, men afhænger af inputdata

Metode	Datakrav	Procesviden	Interaktion	Vægtning	Statistisk testning	Rumlig opløsning	Tidslig opløsning
Bayesianske modeller	Som for statistiske metoder	Hypotese-drevet kan teste an-tagelser om sammen-hænge. Kvantitativ viden om priors kan indbygges	Ja, (men svarets validitet afhænger af datasættets kvalitet)	Ja, beregnes uafhængigt	Ja	Afhænger af input data, interpoleringsmetoder kan kompensere	Ja, Men afhænger af inputdata
Maskin-læring	Kvantitative data for presfaktorer og kvalitets-elementer, krav om meget store datamængder (med stor variation)	Datadrevet. Bruger ikke procesviden, men procesviden kan indgå i post-processering	Ja, (men svarets validitet afhænger af datasættets kvalitet)	Ja, Beregnes uafhængigt	Nej, men sensitivetsanalyse kan kompensere	Afhænger af input data, interpoleringsmetoder kan kompensere	Ja, men afhænger af inputdata

## 9. Referencer

- Abdi H & Williams LJ (2010). Principal component analysis. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*. 2(4): 433–459.
- Amrhein V, Greenland S & McShane B (2019). Scientists rise up against statistical significance. *Nature* 567: 305-307.
- Andersen JH, Al-Hamdani Z, Harvey TE, Kallenbach E, Murray C & Stock A (2019) Relative impacts of human stressors in estuaries and coastal waters in the North Sea-Baltic Sea transition zone. *Science of the Total Environment*, doi:<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.135316>
- Andersen JH, Halpern BS, Korpinen S, Murray C & Reker J (2015). Baltic Sea biodiversity status vs. cumulative human pressures. *Estuarine Coastal and Shelf Science*, 161: 88-92. doi:10.1016/j.ecss.2015.05.002
- Baker RE, Peña JM, Jayamohan J, & Jérusalem A (2018). Mechanistic models versus machine learning, a fight worth fighting for the biological community? *Biology letters*, 14(5): <http://dx.doi.org/10.1098/rsbl.2017.0660>
- Ban SS, Pressey RL & Graham NAJ (2015). Assessing the Effectiveness of Local Management of Coral Reefs Using Expert Opinion and Spatial Bayesian Modeling. *Plos One* 10(8): e0135465. doi:10.1371/journal.pone.0135465.
- Béjaoui B, Ottaviani E, Barelli E, Ziadi B, Dhib A, Lavoie M, Gianluca C, Turki S, Solidoro C & Aleya L (2018). Machine learning predictions of trophic status indicators and plankton dynamic in coastal lagoons. *Ecological Indicators*, 95: 765-774.
- Borja A, Galparsoro I, Solaun O, Muxika I, Tello EM, Uriarte A & Valencia V (2006). The European water framework directive and the DPSIR, a methodological approach to assess the risk of failing to achieve good ecological status. *Estuarine, Coastal and Shelf Science* 66: 84-96.
- Breiman L (2001). Random forests. *Machine Learning* 45: 141-159.
- Canal-Vergés P, Kristensen E, Vendel M & Flindt MR (2010). Resuspension created by bedload transport of macroalgae: implications for ecosystem functioning. *Hydrobiologia* 649: 69-76.
- Canter LW & Atkinson SF (2011). Multiple uses of indicators and indices in cumulative effects assessment and management. *Environmental Impact Assessment Reviews* 31: 491–501. doi:10.1016/j.eiar.2011.01.012.
- Canter L & Ross B (2010). State of practice of cumulative effects assessment and management: the good, the bad and the ugly. *Impact Assessment Project Appraisal* 28: 261–268. doi:10.3152/146155110X12838715793200.
- Carriger JF, Barron MG & Newman MC (2016). Bayesian Networks Improve Causal Environmental Assessments for Evidence-Based Policy. *Environmental Science & Technology* 50(24): 13195-13205.
- Clark D, Goodwin E, Sinner J, Ellis J & Singh G (2016). Validation and limitations of a cumulative impact model for an estuary. *Ocean & Coastal Management* 120: 88-98. doi:10.1016/j.ocecoaman.2015.11.013
- Connelly RB (2011). Canadian and international EIA frameworks as they apply to cumulative effects. *Environmental Impact Assessment Reviews* 31: 453–456. doi:10.1016/j.eiar.2011.01.007.
- Cordier T, Forster D, Dufresne Y, Martins CI, Stoeck T & Pawlowski J (2018). Supervised machine learning outperforms taxonomy-based environmental DNA metabarcoding applied to biomonitoring. *Molecular ecology resources*, 18(6): 1381-1391.
- Crain CM, Kroeker K, & Halpern BS (2008). Interactive and cumulative effects of multiple human stressors in marine systems. *Ecology Letters* 11(12): 1304-1315. doi:10.1111/j.1461-0248.2008.01253.x
- Damman DC, Cressman DR & Sadar MH 1995. Cumulative effects assessment: the development of practical frameworks. *Impact Assessment* 13(4): 433– 454. doi:10.1080/07349165.1995.9726112.



- Darling ES & Cote IM (2008). Quantifying the evidence for ecological synergies. *Ecology Letters* 11(12): 1278-1286. doi:10.1111/j.1461-0248.2008.01243.x
- Deyoung B, Barange M, Beaugrand G, Harris R, Perry RI, Scheffer M & Werner F (2008). Regime shifts in marine ecosystems: detection, prediction and management. *Trends in Ecology & Evolution* 23(7): 402-409. doi:10.1016/j.tree.2008.03.008
- Downes BJ (2010). Back to the future: little-used tools and principles of scientific inference can help disentangle effects of multiple stressors on freshwater ecosystems. *Freshwater Biology* 55 (Suppl. 1): 60–79.
- EEA (1998). Europe's Environment: The Second Assessment. Elsevier Science Ltd., ISBN 92-828-3351-8.
- Feld CK, Segurado P & Gutiérrez-Cánovas C (2016). Analysing the impact of multiple stressors in aquatic biomonitoring data: A 'cookbook' with applications in R. *Science of the Total Environment* 573: 1320-1339.
- Fulton EA, Link JS, Kaplan IC, Savina-Rolland M, Johnson P, Ainsworth C, Horne P, Gorton R, Gamble RJ, Smith ADM & Smith DC (2011). Lessons in modelling and management of marine ecosystems: the Atlantis experience. *Fish and Fisheries* 12(2): 171-188.
- Gari SR, Newton A. & Icely JD (2015). A review of the application and evolution of the DPSIR framework with an emphasis on coastal social-ecological systems. *Ocean and Coastal Management* 103: 63–77. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2014.11.013>.
- Gieswein A, Hering D & Feld CK (2017). Additive effects prevail: the response of biota to multiple stressors in an intensively monitored watershed. *Science of the Total Environment* 593: 27-35.
- Gislason H, Bastardie F, Dinesen GE, Egekvist J & Eigaard OR (2017). Lost in translation? Multi-metric macrobenthos indicators and bottom trawling. *Ecological Indicators* 82, 260-270.
- Griffith GP, Fulton EA, Gorton R and Richardson AJ (2012). Predicting Interactions among Fishing, Ocean Warming, and Ocean Acidification in a Marine System with Whole-Ecosystem Models. *Conservation Biology* 26(6): 1145-1152.
- Halpern BS, Walbridge S, Selkoe KA, Kappel CV, Micheli F, D'Agrosa C, Bruno JF, Casey KS, Ebert C, Fox HE, Fujita R, Heinemann D, Lenihan HS, Madin EMP, Perry MT, Selig ER, Spalding M, Steneck R & Watson R (2008). A Global Map of Human Impact on Marine Ecosystems. *Science* 319: 948-952.
- Halpern BS & Fujita R (2013). Assumptions, challenges, and future directions in cumulative impact analysis. *Ecosphere* 4(10). doi:10.1890/es13-00181.1
- Hodgson EE & Halpern BS (2019). Investigating cumulative effects across ecological scales. *Conservation Biology* 33(1): 22-32. doi:10.1111/cobi.13125
- Hodgson EE, Essington TE & Halpern BS (2017). Density dependence governs when population responses to multiple stressors are magnified or mitigated. *Ecology* 98(10): 2673-2683.
- Hoshino E, van Putten I, Girsang W, Resosudarmo BP & Yamazaki S (2016). A Bayesian belief network model for community-based coastal resource management in the Kei Islands, Indonesia. *Ecology and Society* 21(2).
- Jolliffe IT (2002). Principal Component Analysis, Series: Springer Series in Statistics, 2nd ed., Springer, NY, 2002, XXIX, 487 p.
- Jones FC (2016) Cumulative effects assessment: theoretical underpinnings and big problems. *Environmental Reviews* 24: 187–204. [dx.doi.org/10.1139/er-2015-0073](http://dx.doi.org/10.1139/er-2015-0073)
- Jordan MI & Mitchell TM (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science* 349(6245): 255-260.
- Karman CC & Jongbloed RH (2008). Assessment of the cumulative effect of activities in the maritime area. Wageningen IMARES, Den Helder. [cited 19 March 2015]. Available from <http://library.wur.nl/WebQuery/wurpubs/367129>
- Korpinen S & Andersen JH (2016). A Global Review of Cumulative Pressure and Impact Assessments in Marine Environments. *Frontiers in Marine Science* 3. doi:10.3339/fmars.2016.00153
- Kraberg AC, Wasmund N, Vanaverbeke J, Schiedek D, Wiltshire KH & Mieszkowska N (2011). Regime shifts in the marine environment: The scientific basis and political context. *Marine Pollution Bulletin* 62(1): 7-20. doi:10.1016/j.marpolbul.2010.09.010

- Link JS, Fulton EA & Gamble RJ (2010). The northeast US application of ATLANTIS: A full system model exploring marine ecosystem dynamics in a living marine resource management context. *Progress in Oceanography* 87(1-4): 214-234.
- Marcot BG, Steventon JD, Sutherland GD & McCann RK (2006). Guidelines for developing and updating Bayesian belief networks applied to ecological modeling and conservation. *Canadian Journal of Forest Research* 36: 3063-3074.
- Meier HEM, Edman MK, Eilola KJ, Placke M, Neumann T, Andersson HC, Brunnabend SE, Dieterich C, Frauen C, Friedland R, Groger M, Gustafsson BG, Gustafsson E, Isaev A, Kniebusch M, Kuznetsov I, Muller-Karulis B, Omstedt A, Ryabchenko V, Saraiva S & Savchuk OP (2018). Assessment of Eutrophication Abatement Scenarios for the Baltic Sea by Multi-Model Ensemble Simulations. *Frontiers in Marine Science* 5 article 440.
- Menegon S, Depellegrin D, Farella G, Gissi E, Ghezzi M, Sarretta A m.fl. (2018). A modelling framework for MSP-oriented cumulative effects assessment. *Ecological Indicators* 91: 171-181. doi:10.1016/j.ecolind.2018.03.060
- Nelson NG, Muñoz-Carpena R, Philips EJ, Kaplan D, Sucsy P & Hendrickson J (2018). Revealing Biotic and Abiotic Controls of Harmful Algal Blooms in a Shallow Subtropical Lake through Statistical Machine Learning. *Environmental science & technology* 52(6): 3527-3535.
- Nöges P, Argillier C, Borja Á, Garmendia JM, Hanganu J, Kodeš V, Pletterbauer F, Sagouis A & Birk S (2016). Quantified biotic and abiotic responses to multiple stress in freshwater, marine and ground waters. *Science of the Total Environment* 540: 43–52.
- Ormerod SJ, Dobson M, Hildrew AG & Townsend CR (2010). Multiple stressors in freshwater ecosystems. *Freshwater Biology* 55: 1-4.
- Peck MA, Arvanitidis C, Butenschon M, Canu DM, Chatzinikolaou E, Cucco A, Domenici P, Fernandes JA, Gasche L, Huebert KB, Hufnagl M, Jones MC, Kempf A, Keyl F, Maar M, Mahevas S, Marchal P, Nicolas D, Pinnegar JK, Rivot E, Rochette S, Sell AF, Sinerchia M, Solidoro C, Somerfield PJ, Teal LR, Travers-Trolet M & van de Wolfshaar KE (2018). Projecting changes in the distribution and productivity of living marine resources: A critical review of the suite of modelling approaches used in the large European project VECTORS. *Estuarine Coastal and Shelf Science* 201: 40-55.
- Peters DP, Havstad KM, Cushing J, Tweedie C, Fuentes O & Villanueva-Rosales N (2014). Harnessing the power of big data: infusing the scientific method with machine learning to transform ecology. *Ecosphere* 5(6): 1-15.
- Petersen ME, Maar M, Larsen J, Moller EF & Hansen PJ (2017). Trophic cascades of bottom-up and top-down forcing on nutrients and plankton in the Kattegat, evaluated by modelling. *Journal of Marine Systems* 169: 25-39.
- Petersen JK, Holm A-P, Christensen A, Krekoulkoti D, Andreasen H, Gislason H, Behrens J, Svendsen JC, Timmermann K, Møller LF, Bach L, Larsen MM, Zrust M, Nielsen MM, Eigaard OR, Nielsen P, Stæhr PA, Høgslund S & Nielsen TG 2018. Menneskeskabte påvirkninger af havet – andre presfaktorer end næringsstoffer og klima. DTU Aqua Rapport 336-2018.
- Schinegger R, Palt M, Segurado P & Schmutz S (2016). Untangling the effects of multiple human stressors and their impacts on fish assemblages in European running waters. *Science of the Total Environment* 573: 1079–1088.
- Seitz NE, Westbrook CJ & Noble BF (2011). Bringing science into river systems cumulative effects assessment practice. *Environmental Impact Assessment Review* 31: 172–179. doi:10.1016/j.eiar.2010.08.001.
- Sperotto A, Molina JL, Torresan S, Critto A & Marcomini A (2017). Reviewing Bayesian Networks potentials for climate change impacts assessment and management: A multi-risk perspective. *Journal of Environmental Management* 202: 320-331.
- Stanners D, Bosch P, Dom A, Gabrielsen P, Gee D, Martin J, Rickard L & Weber J-L (2007). Frameworks for Environmental Assessment and Indicators at the EEA. In: Hak T, Moldan B & Dahl A (Eds.): Sustainability Indicators: A Scientific Assessment. A SCOPE, vol. 67. Island Press, pp. 127–145.
- Stelzenmüller V, Lee J, Garnacho E & Rogers SI (2010). Assessment of a Bayesian Belief Network-GIS framework as a practical tool to support marine planning. *Marine Pollution Bulletin* 60(10): 1743-1754.

- Stock A & Micheli F (2016). Effects of model assumptions and data quality on spatial cumulative human impact assessments. *Global Ecology and Biogeography* 25(11): 1321-1332. doi:10.1111/geb.12493
- Stock A, Crowder LB, Halpern BS & Micheli F (2018a). Uncertainty analysis and robust areas of high and low modeled human impact on the global oceans. *Conservation Biology* 32: 1368-1379.
- Stock A, Haupt AJ, Mach ME & Micheli F (2018b). Mapping ecological indicators of human impact with statistical and machine learning methods: Tests on the California coast. *Ecological informatics* 48: 37-47.
- Teichert N, Borja A, Chust G, Uriarte A & Lepage M (2016). Restoring fish ecological quality in estuaries: implication of interactive and cumulative effects among anthropogenic stressors. *Science of the Total Environment* 542: 383-393.
- Therivel R & Ross B (2007). Cumulative effects assessment: Does scale matter? *Environmental Impact Assessment Review* 27: 365–385. doi:10.1016/j.eiar.2007.02.001.
- Trifonova N, Karnauskas M & Kelble C (2019). Predicting ecosystem components in the Gulf of Mexico and their responses to climate variability with a dynamic Bayesian network model. *Plos One* 14(1): e0209257. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0209257>.
- UKTAG, 2013. Guidance on the assessment of alien species' pressures. U.K. Technical Advisory Group on the Water Framework Directive 20pp.
- Uusitalo L, Korpinen S, Andersen JH, Niiranen S, Valanko S, Heiskanen AS & Dickey-Collas M (2016). Exploring methods for predicting multiple pressures on ecosystem recovery: A case study on marine eutrophication and fisheries. *Continental Shelf Research* 121: 48-60.
- Valdemarsen T, Canal-Vergés P, Kristensen E, Holmer M, Kristiansen MD & Flindt MR (2010). Vulnerability of *Zostera marina* seedlings to physical stress. *Marine Ecology Progress Series* 418: 119-130.

Danmarks  
Tekniske  
Universitet

DTU Aqua  
Kemitorvet  
2800 Kgs. Lyngby

[www.aqua.dtu.dk](http://www.aqua.dtu.dk)