



FORUDSIGELSE AF SAMLEDE SKADES- UDBETALINGER VED OVERSVØMMELSER

Videnskabelig rapport fra DCE – Nationalt Center for Miljø og Energi

nr. 621

2024



AARHUS
UNIVERSITET
DCE – NATIONALT CENTER FOR MILJØ OG ENERGI

Forudsigelse af samlede skadesudbetalinger ved oversvømmelser

Videnskabelig rapport fra DCE – Nationalt Center for Miljø og Energi

nr. 621

2024

Toke Emil Panduro

Aarhus Universitet, Institut for Miljøvidenskab



AARHUS
UNIVERSITET

DCE – NATIONALT CENTER FOR MILJØ OG ENERGI

Datablad

Serietitel og nummer:	Videnskabelig rapport fra DCE - Nationalt Center for Miljø og Energi nr. 621
Kategori:	Rådgivningsrapporter
Titel:	Forudsigelse af samlede skadesudbetalinger ved oversvømmelser
Forfatter:	Toke Emil Panduro
Institution:	Aarhus Universitet, Institut for Miljøvidenskab
Udgiver:	Aarhus Universitet, DCE – Nationalt Center for Miljø og Energi ©
URL:	http://dce.au.dk
Udgivelsesår:	November 2024
Redaktion afsluttet:	Oktober 2024
Faglig kommentering:	Katarina Elofsson
Kvalitetssikring, DCE:	Anja Skjoldborg Hansen
Sproglig kvalitetssikring:	Ann-Katrine Holme Christoffersen
Finansiel støtte:	Projektet er finansieret på rammekontrakten med Miljøministeriet. Rammekontrakten varetages i samarbejde mellem Institut for Miljøvidenskab, Aarhus Universitet og Institut for Fødevarer og Ressourceøkonomi, Københavns Universitet.
Bedes citeret:	Panduro, T.E. 2024. Forudsigelse af samlede skadesudbetalinger ved oversvømmelser. Aarhus Universitet, DCE – Nationalt Center for Miljø og Energi, 60 s. - Videnskabelig rapport nr. 621.
	Gengivelse tilladt med tydelig kildeangivelse
Sammenfatning:	Denne rapport undersøger og evaluerer forskellige modeller til forudsigelse af de samlede skadesomkostninger forårsaget af oversvømmelser i Danmark, med fokus på stormflod og skybrud. Undersøgelsen sammenligner simple statistiske metoder med mere avancerede maskinlæringsalgoritmer for at identificere de mest præcise modeller til risikostyring og klimatilpasning. Resultaterne viser, at gradient boosted decision-tree modeller er mest pålidelige til at forudsige skader forårsaget af stormflod, mens simple gennemsnitsmodeller klarer sig bedst ved skybrud. Rapporten konkluderer, at præcise forudsigelser kan optimere forsikringsselskabers og beslutningstageres ressourcestyring, hvilket i sidste ende kan reducere de samlede økonomiske tab ved oversvømmelser.
Emneord:	Skadesudbetalinger, klimatilpasning, oversvømmelser, forudsigelsesmodeller
Layout:	Ann-Katrine Holme Christoffersen, Aarhus Universitet, Institut for Miljøvidenskab
Foto forside:	Colourbox61930461
ISBN:	978-87-7156-898-1
ISSN (elektronisk):	2244-9981
Sideantal:	60

Indhold

Sammenfatning	5
Summary	6
1 Introduktion	7
2 Data	9
2.1 Oversvømmelseshændelser	10
2.2 Deskriptiv statistik	10
3 Modeller	12
3.1 Anvendelsen af simpelt gennemsnit som estimator for skadesomkostninger	12
3.2 Anvendelse af lineær regression som estimator for skadesomkostninger	13
3.3 Anvendelse af generaliserede lineære model som estimator for skadesomkostninger	13
3.4 Anvendelse af stepwise-regression til udvælgelse af variabler til en generaliseret lineære model der beregner skadesomkostninger	14
4 Modevaluering	17
5 Model forudsigelsesresultater	18
5.1 Modelperformance - stormflod	18
5.2 Modelperformance - skybrud	20
5.3 Opsamling	23
6 Diskussion	25
7 Litteratur	27
Bilag A – Deskriptiv statistik	29
A.1 Deskriptiv stormflodsdata	29
A.2 Deskriptiv for skybrud data	36
Bilag B - Modelresultater	45
B.1 Stormflod	45
B.2 Skybrud	52

Sammenfatning

Denne rapport er bestilt af Miljøstyrelsen som en del af rammekontrakten som Institut for miljøvidenskab på Aarhus Universitet og Institut for fødevarer og ressource økonomi varetager. Målet med rapporten er at bidrage til forståelsen og forbedringen af forudsigelse nøjagtighed for de samlede økonomiske tab forårsaget af oversvømmelser af boliger. Med en vidensbaseret tilgang til risikostyring og klimatilpasning understøtter rapporten bestræbelserne på at opretholde et sikkert, sundt og robust samfund, der kan modstå både nuværende og fremtidige klimaudfordringer.

Undersøgelsen er baseret på et detaljeret datasæt, der indeholder forsikringsudbetalinger for oversvømmelseskader, beriget med specifikke ejendomsdata og geografiske informationer. I rapporten vurderes en række modellers evne til at forudsige skadesomkostninger på boliger forårsaget af stormflod og skybrud. Modellerne går fra statistiske gennemsnit til avancerede maskinlæringsalgoritmer og er således en grundig afdækning af mulige statistiske metoder til at forudsige samlede skadesomkostninger.

Forskellene i forudsigelsesnøjagtigheden mellem de testede modeller er markante, især når man sammenligner resultaterne for stormfloder og skybrud. For stormfloder, viser gradient boosted decision tree-modellen sig at være mest pålidelig, mens den simple gennemsnitsmodel er bedre til at forudsige skadesomkostninger fra skybrud.

Resultaterne af analysen er særligt relevante for forsikringsselskaber, politikere og fagfolk inden for byplanlægning og klimatilpasning. Ved nøjagtigt at kunne identificere de mest effektive modeller til forudsigelse af samlede skader, kan ressourcer til forebyggelse og skadebegrænsning allokere mere målrettet, hvilket kan reducere de samlede økonomiske følger af oversvømmelser betydeligt.

Det anbefales at udvalgte modeller fortsat udvikles og finjusteres, specielt med fokus på at inddrage nye datakilder. Resultaterne fra denne undersøgelse bør anvendes til at udvikle mere detaljerede oversvømmelsesrisikoplener, som dynamisk kan tilpasses i takt med at klimaforandringerne ændrer forudsætningerne for eksponering og risiko.

Summary

This report provides a foundational step towards understanding and improving the predictive accuracy of flood damage payouts, offering valuable insights that contribute to the broader dialogue on climate resilience and sustainable development. By advancing an evidence-based approach to risk management and climate adaptation, this research supports the mission of ensuring a safe, healthy, and resilient society capable of withstanding current and future climate challenges.

The study utilizes comprehensive datasets detailing insurance payouts for flood-related damages, meticulously compiled and enhanced with property-specific and geographical data to support robust predictive analyses. This report investigates several predictive models ranging from simple averages to complex machine learning algorithms, specifically focusing on two distinct types of flooding events: storm surges and cloudbursts.

Across various models tested, including simple averages, linear regression models, and more sophisticated machine learning approaches, the predictive accuracy varied significantly between storm surge and cloudburst scenarios. For storm surges, gradient boosted decision tree models generally provided more reliable predictions, whereas for cloudbursts, simpler models performed comparably or better in terms of predictive accuracy.

The implications of these findings are critical for insurance companies, policymakers, and stakeholders engaged in urban planning and climate resilience. By understanding which models offer the most reliable forecasts, resources for prevention and mitigation can be allocated more effectively, potentially reducing the overall economic burden of flood events.

Continued development and refinement of predictive models are recommended, with an emphasis on integrating new data sources and advanced analytical techniques to enhance prediction accuracy. The insights from this study should inform the development of more nuanced flood risk management policies that can dynamically adapt to the changing patterns of weather events influenced by global climate change.

1 Introduktion

I de seneste årtier har klimaforandringerne manifesteret sig gennem en stigning i frekvensen og intensiteten af ekstreme vejrphænomener (Seneviratne et al. 2021). Oversvømmelser, som følge af stormflod og skybrud, udgør en af de mest fremtrædende trusler mod såvel det naturlige miljø, som mod boliger og infrastrukturer (Hartmann et al. 2019). Den økonomiske og sociale byrde af disse hændelser er betydelig (Mirone & Poeschl, 2021), hvilket nødvendiggør en proaktiv og velinformeret tilgang til risikostyring og skadesforebyggelse. Med dette som udgangspunkt, er formålet med denne rapport at evaluere og sammenligne forskellige prognosemodellers evne til at forudsige den samlede skadesudbetaling i forbindelse med oversvømmelser for et statistisk sample af oversvømmede boliger.

Forståelsen og forudsigelsen af økonomiske tab relateret til klimarelaterede katastrofer er afgørende for effektiv risikostyring og ressourceallokering inden for rammerne af klimatilpasning og bæredygtig udvikling. Traditionelle tilgange har ofte støttet sig til historiske data og simple statistiske modeller til at estimere fremtidige risici. Med avancerede analytiske teknikker, herunder klassiske økonometriske modeller og "machine learning", er der potentielt mulighed for at forbedre nøjagtigheden og pålideligheden af skadesomkostningsforudsigelser for den enkelte skadesudbetaling relaterede til en specifik bolig. Spørgsmålet er, om de helt oplagte muligheder for at forbedre individuelle forudsigelser også kan oversættes til forbedrede forudsigelser af samlede forsikringsudbetalinger i forbindelse med en oversvømmelse.

Denne rapport adresserer et centralt spørgsmål: Kan simple beregningsmetoder konkurrere med, eller endda overgå de mere komplekse og beregnings-tunge statistiske modeller, at forudsige samlede skadesudbetalinger ved en oversvømmelseshændelse? For at besvare dette spørgsmål, vil rapporten gennemgå en række forskellige modeller, fra de mest grundlæggende til de mest avancerede, og evaluere deres præstationer i forhold til forudsigelse af samlede skadesudbetalinger for henholdsvis stormflod og skybrud og for forskellige boliger.

I denne rapport undersøges følgende fem modeller for modellernes anlæg for at estimere de samlede skadesomkostninger forårsaget af oversvømmelser:

- **En simpel gennemsnitsmodel.**
- **En simpel regressionsmodel** baseret på OLS, der beskriver skaden som funktion af boligens størrelse.
- **En klassisk økonometrisk model** baseret på log-link funktionsform med en maksimum-likelihood estimator. Denne model tager udgangspunkt i en eksisterende forskningsmodel beskrevet af Panduro & Taleb (2023).
- **En kitchensink stepwise regression-model**, der implementerer log-link-funktionsform og anvender maksimum-likelihood" som estimator.
- **En gradient boosted decision tree-model**, som udnytter avancerede ensemble-metoder til at forudsige skadesomkostningerne.

Disse modeller vil blive evalueret på tværs af forskellige boligtyper berørt af stormflod og skybrud, herunder enfamiliehuse og rækkehuse, lejligheder (specifikt for skybrud), og sommerhuse (specifikt for stormflod). Bemærk, at

analysen af skadesomkostninger for lejligheder ramt af stormflod og for sommerhuse ramt af skybrud udelades, grundet mangel på tilstrækkelige data.

Modellernes forudsigelsesegenskaber sammenlignes, baseret på observerede data, ved at beregne de normaliserede forskelle mellem samlede skadesomkostningsforudsigelser og samlede observerede skadesomkostninger. Denne metode giver udtryk for modellernes kapacitet til at beregne de samlede boligskadesomkostninger i forbindelse med oversvømmelse.

Rapporten indeholder ydermere en diskussion af relevante modellers evne til effektivt at forene nøjagtighed og omkostningseffektivitet i forhold til at implementere modellerne i praksis.

Resultaterne af denne rapport vil ikke kun bidrage til en bedre forståelse af de økonomiske konsekvenser af oversvømmelser, men også til den bredere dialog om klimaresiliens og bæredygtighed. Ved at fremme en evidensbaseret tilgang til risikostyring og klimatilpasning, understøtter denne forskning med at sikre et sikkert, sundt og robust samfund der kan imødekomme nuværende og kommende klimaforandringer.

Resten af rapporten er struktureret på følgende måde: Indledningsvis redegøres for de datakilder der benyttes til at forudsige skadesomkostninger relaterede til stormflod og skybrud. Herefter introduceres de modeller som er nøje udvalgt til evaluering. Dernæst følger analysen af, hvorledes disse modeller formår at estimere de samlede skadesomkostninger af en oversvømmelse. I den afsluttende del af rapporten, vil analysens resultater blive diskuteret, med særlig opmærksomhed på balancen mellem nøjagtighed og modellernes kompleksitet. Denne drøftelse vil bidrage til en indsigt i de udvalgte modellers fordele og udfordringer, specifikt med henblik på at forudsige de økonomiske konsekvenser af oversvømmelseshændelser.

2 Data

I denne rapport anvendes to primære datasæt der beskriver skadesomkostninger som følge af henholdsvis stormflod og skybrud. Data har tidligere været anvendt i forbindelse med arbejde af Lautrup et al. (2021), Lautrup et al. (2023), og Panduro & Abate (2023) og stammer oprindeligt fra forsikringsudbetalinger fra henholdsvis Naturskaderådet og interesseorganisationen Forsikring og Pension.

Data fra Naturskaderådet indeholder detaljerede oplysninger om forsikringsudbetalinger specifikt tilknyttet stormflodsskader (Stormflodsrådet, 2021). Skadesomkostninger blev koblet med detaljerede ejendomsoplysninger baserede på offentlige bygningsregistre, såsom f.eks. BBR-enheder, BBR-bygninger og BBR-ejendomme, samt data fra SVUR-registret (Statens Salgs- og Vurderingsregister). Adressedata fra BBR's adressefortegnelse blev ligeledes integreret i data (Skat, 2018).

Datasættet vedrørende skybrud indeholder detaljer om forsikringsudbetalinger som følge af skader fra skybrudshændelser. Disse oplysninger blev indhentet fra brancheforeningen Forsikring & Pension, og blev indsamlet inden den fulde implementering af GDPR. Oprindeligt var disse datafragmenterede og ustrukturerede, men de har undergået en omfattende bearbejdningsproces for at sikre renhed og systematisk organisering, hvilket har gjort dem anvendelige til denne undersøgelse. Skybrudsdata blev ligeledes koblet til ejendomsoplysninger med samme oplysninger som stormflodsdatasættet.

Koblingen af ejendomsdata skete med udgangspunkt i adressen for den enkelte skadesudbetaling for begge datasæt. Koblingen skete med udgangspunkt i en fuzzy-matching-teknik, hvor en tolerance for karakterafvigelse på op til tre tegn blev accepteret. Denne tolerancegrænse blev nøje udvalgt gennem en proces med "trial n' error" for at sikre en optimal afvejning mellem nøjagtighed i sammenkoblingen og bredden af de inkluderede data.

Specifikke episoder af ekstreme nedbørshændelser blev identificerede ved at spore dage, hvor der var høje niveauer af forsikringskrav, koncentreret inden for et begrænset geografisk område. Begivenheder, hvor forsikringskrav blev registreret inden for en periode på fire dage efter en sådan identificeret hændelsesdato, blev betragtet som associeret med den samme nedbørsepisode.

I analysen, blev begge datasæt yderligere beriget med geografiske informationer fra GeoDanmark-databasen, administreret af Danmarks Erhvervsstyrelse (2009). Geografiske data blev integreret ved hjælp af GIS-algoritmer i R, særligt med anvendelse af 'sp'-pakken (R Core Team, 2018; Bivand et al., 2013). På den måde, blev begge data tilført afgørende geografiske dimensioner, såsom nærhed til kystlinjer og vandløb.

For at styrke analysen med en vandoversvømmelsesrisiko-komponent, blev data fra KAMP-databasen (Klimatilpasning- og Arealanvendelsesværktøj til Miljø- og Planmedarbejdere) også inkorporeret (Danmarks Miljøportal, 2023). Disse data, der indeholder detaljerede terrænanalyser - dog uden hensyn til kloaksystemerne - bidrog med en angivelse af sandsynligheden for regnvandsoversvømmelse, der er væsentlige for at forstå ejendommens sårbarhed overfor oversvømmelser.

De to grunddata integrerer således forsikringsudbetalinger knyttet til ejendomme ramt af stormflod eller skybrud, med detaljerede bygningsdata samt med geografiske og landskabs-elementer.

2.1 Oversvømmelsehændelser

Datasættet omfatter seks registrerede stormflodsepisoder og ti skybrudshændelser. Tidsrammen for stormflodsregistreringerne strækker sig fra 2013 til 2017, mens skybrudshændelserne er registreret fra 2010 til 2014.

Blandt stormflodshændelserne, er 6. december 2013 den mest markante med 1.778 registrerede tilfælde. De resterende stormflodsdataer viser varierende antal af observationer, som spænder fra kun 3 til op til 154, hvilket afspejler den variable natur af stormflodsskader.

I forhold til skybrud, er der observeret en mere uregelmæssig distribution af episoder. Den 2. juli 2011 var ekstraordinær med 29.658 registreringer, primært fordi dette skybrud påvirkede København i en usædvanlig stor skala. Signifikante skybrudshændelser fandt også sted den 14. august 2010 og den 30. august 2014, med henholdsvis 7.687 og 2.924 registreringer.

Tabel 1 Antal observation for hver identificerede oversvømmelsehændelse for stormflod og skybrud.

Stormflod		Skybrud	
Dato for hændelse	Antal observationer	Dato for hændelse	Antal observationer
06-12-2013	1778	14-08-2010	7687
10-01-2015	46	02-07-2011	29658
29-11-2015	3	14-08-2011	165
27-12-2016	58	26-08-2011	483
05-01-2017	154	29-06-2012	153
29-10-2017	21	06-08-2012	483
-	-	26-08-2013	403
-	-	23-05-2014	952
-	-	30-08-2014	2924
-	-	16-10-2014	270

Note: tabel er oprindeligt fra Panduro & Abate (2023).

2.2 Deskriptiv statistik

Deskriptive data, der danner grundlaget for analysen, er detaljeret præsenteret i Bilag A. Denne dokumentation omfatter tabeller, som illustrerer forskellige aspekter af de berørte ejendomme, struktureret efter hændelsestype og boligkategori. Detaljerne er som følger:

- En omfattende datasamling for alle ejendomme påvirket af stormflod
- Specifikke data for enfamiliehuse og rækkehuse, der er blevet påvirket af stormflod
- Detaljeret information om sommerhuse, der er ramt af stormflod.

I forbindelse med skybrud omfatter de deskriptive data:

- Et samlet af data for alle boligtyper berørt af skybrud
- Segmenterede data for enfamiliehuse og rækkehuse ramt af skybrud
- Segmenterede data for lejligheder, der er påvirket af skybrud,

- Segmenterede data for sommerhuse påvirket af skybrud.

Disse data og deres segmentering reflekterer forventningen om, at skadesomkostningerne varierer afhængigt af boligtypen. Derfor vil undersøgelserne af forudsigelses-performance gennemgå hvert datasæt og dets segmentering, for på den måde at opnå de mest nøjagtige forudsigelser af skadesomkostninger relateret til oversvømmelser. Denne tilgang sikrer, at hver boligkategori behandles separat, hvilket forventes at forbedre præcisionen og robustheden af prædiktionen.

2.2.1 Fremhævelse af relevante deskriptive nøgletal

Inflationsjusterede gennemsnitlige forsikringsudbetalinger for skader forårsaget af stormflod og skybrud, pr. januar 2023, beløb sig til henholdsvis 448.225 DKK og 65.391 DKK (jf. Bilag A). Det er bemærkelsesværdigt, at den gennemsnitlige udbetaling for skader efter stormflod er over syv gange højere end for skader efter skybrud. Yderligere viser deskriptiv statistik, at bygningsskader forårsaget af oversvømmelser tæt på kysten, typisk er mere end ti gange højere end skader forårsaget af skybrud. Imidlertid viser skader på indbo ikke lige så signifikante forskelle mellem disse to typer af oversvømmelser. En detaljeret undersøgelse af dataene afslører, at kotehøjden på ejendomme ramt af stormflod er lavere, med en gennemsnitlig højde på 1,68 meter over havniveau, sammenlignet med ejendomme berørt af skybrud, der ligger i en gennemsnitlig højde af 13,1 meter over havniveau.

Analyse af forsikringsudbetalinger, som inkluderer udbetalinger for generelle skader, bygningsskader, inventarskader og udgifter til midlertidig genhusning i forbindelse med både stormflod og skybrud, afslører et tydeligt mønster: Alle kategorier udviser en højreskæv fordeling, da der er nogen forsikringsudbetalinger der er væsentligere højere end medianen. Denne skævhed antyder, at traditionel regressionsanalysemetode kunne lede til forkerte forudsigelser.

Variabler som boligstørrelse, antal værelser, badeværelser, toiletter, etager og parkeringsfaciliteter (enten enkel eller dobbelt garage) viser ingen signifikant forskel mellem de to datasæt, hvilket er dokumenteret i appendiks. Derimod fremtræder der en signifikant forskel i forhold til byggematerialer og eksistensen af kælder eller lave kældre. F.eks. har 87 % af de boliger der er ramt af skybrud, en kælder, og 38 % har en lav kælder, sammenlignet med boligerne ramt af stormflod, hvor kun 17 % har en kælder og 7 % en lav kælder. Desuden er et flertal af boligerne ramt af stormflod konstrueret i træ, hvilket står i stærk kontrast til over 90 % af skybrudsberørte boliger, der er opført i mursten. En yderligere markant forskel observeres i opvarmningssystemer, hvor boliger påvirket af skybrud overvejende anvender fjernvarme eller centralvarme – 97 % -, mens hovedparten af boliger berørt af stormflod – 61 % -, er opvarmet af varmepumper og elektricitet (lignende beskrivelse af data kan findes i Panduro & Abate 2023).

3 Modeller

I dette kapitel vil vi præsentere og undersøge en række prognostiske modeller anvendt til at estimere skadesomkostninger forårsaget af oversvømmelser. Disse modeller varierer fra enkle statistiske metoder til mere komplekse maskinlæringsalgoritmer. Hver model har deres unikke tilgang til behandling af data og generering af forudsigelser. Modelestimer fra modellerne kan ses i bilag B.

3.1 Anvendelsen af den simple gennemsnitsmodel som estimator for skadesomkostninger

Et simpelt gennemsnit for oversvømmelseskader kan være en fornuftig estimator, især når den anvendes på et stort antal observationer, hvor enkelte outliers eller afvigelser har en mindre indvirkning på det samlede estimat.

Intuitivt er den simple gennemsnitsmodel baseret på antagelsen om, at mens individuelle skadesomkostninger kan variere betydeligt, vil en aggregering af mange sådanne tilfældige skadesomkostninger sandsynligvis udvise en tendens til middelværdien. Dette er især tilfældet, når skadesudbetalingerne ikke er ekstremt skæve, hvilket betyder, at der ikke er en systematisk over- eller undervurdering af skadesomkostninger.

Når man samler et tilstrækkeligt stort antal observationer, kan de overvurderede og undervurderede skadebeløb forventes at udligne hinanden, hvilket fører til, at middelværdien bliver et stabilt og informativt estimat for den forventede samlede skade ved fremtidige oversvømmelser.

Dette fænomen er rodfæstet i den centrale grænseværdisætning, som siger, at summen (eller gennemsnittet) af et stort antal uafhængige og identisk distribuerede tilfældige observationer vil være normalfordelt omkring middelværdien af de underliggende distributioner, forudsat at den forventede værdi og variansen er endelig.

Den matematiske repræsentation af det simple gennemsnit for samlede skadesomkostninger, \bar{y} , baseret på observationer af y_1, y_2, \dots, y_n , er givet ved:

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (1)$$

Hvor y_i repræsenterer de individuelle skadesomkostninger. Dette simple gennemsnit tjener som vores basale forudsigelsesværktøj til at estimere den samlede skadesudbetaling for en given population af skadesudbetalinger.

I denne sammenhæng, kan det samlede økonomiske tab som følge af en oversvømmelse, estimeres ved at multiplicere det simple gennemsnit af skadesomkostninger, \bar{y} , med det samlede antal berørte enheder, m . Dette giver os et estimat for de samlede skadesomkostninger, Y_{total} , som kan udtrykkes ved følgende ligning:

$$Y_{total} = \bar{y} \times m \quad (2)$$

Hvor \bar{y} er det gennemsnitlige tab pr. enhed, og m er antallet af enheder, der har lidt skade. Denne metode til at forudsige skades omkostninger, er den

absolut simpleste tilgang i forhold til de andre mere komplekse modeller. Gennemsnitsskadesomkostninger kan ses i tabel 8.

3.2 Anvendelse af den simple regressionsmodel som estimator for skadesomkostninger

Når vi bevæger os ud over det simple gennemsnit, giver den simple regressionsmodel os mulighed for at indarbejde specifikke egenskaber ved de skadede ejendomme, såsom boligernes størrelse, i vores skøn over skadesomkostningerne. En simpel regressionsmodel med ejendommens størrelse som forklarende variabel antyder, at større ejendomme har større skadesomkostninger i tilfælde af oversvømmelser.

Matematisk kan denne model udtrykkes med følgende ligning:

$$\hat{y} = \beta \cdot \text{size} \quad (3)$$

\hat{y} , repræsenterer de estimerede skadesomkostninger, og β repræsenterer hældningskoefficienten for størrelsen i den lineære model. Denne metode til forudsigelse, fanger forholdet mellem ejendommens størrelse og de tilhørende skadesomkostninger, hvilket tillader en mere varierede beskrivelse af skadesomkostningerne end den simple gennemsnitsmetode.

For at beregne den samlede estimerede skadesomkostning, Y_{total} , summeres de individuelle forudsagte skadesomkostninger, \hat{y}_i , for hver ejendom. Disse individuelle forudsigelser genereres fra ejendommens størrelse gennem en lineær model, hvor β er hældningskoefficienten, som illustrerer ændringen i skadesomkostningerne per enhedsændring i størrelse. Matematisk formuleres dette som:

$$Y_{total} = \sum_{i=1}^n \hat{y}_i = \sum_{i=1}^n (\beta \cdot \text{size}_i) \quad (4)$$

Her repræsenterer n det samlede antal berørte ejendomme, og size_i er størrelsen på individuelle i boliger.

Denne metode tillader et mere nuanceret estimat af de samlede skadesomkostninger ved at tage højde for variation baseret på ejendommens størrelse, hvilket er en logisk determinant for de reelle omkostninger associeret med skader.

Ved at summere de individuelle estimater, opnås et konsolideret skøn over de samlede skadesomkostninger. Denne tilgang afspejler betydningen af boligens størrelse som en nøgelfaktor i forudsigelsen af skadesomkostninger. På sin vis, kan man forstå denne måde at beregne de samlede skadesomkostninger på, som mere avancerede vægtede gennemsnit. Modelestimer for den simple regressionsmodel kan ses i bilag B.

3.3 Anvendelse af den klassiske økonometriske model som estimator for skadesomkostninger

Et muligt udgangspunkt for at forudsige de samlede skadesomkostninger forårsaget af oversvømmelser, kunne være en generaliseret lineær model (GLM) med en log-link-funktion, som den der blev anvendt i Panduro & Abates (2023). Den anvendte model i denne rapport inkluderer en bred vifte af

forklarende variabler der beskriver den oversvømmede boligs egenskaber, såsom boligens havkote, boligstørrelse, kælderforhold, byggematerialer, opvarmningsmetode, hustype, renoveringsår, specifikke oversvømmelsesdatoer, afstande til kystlinjer og vådområder. Denne tilgang giver et mere detaljeret skøn over de potentielle skadesomkostninger for den individuelle ejendom og repræsenterer en klassisk økonometrisk tilgang til at beregne skadesomkostningerne.

Den generaliserede lineære model (GLM) udtrykker forventningen til responsvariablen gennem en kombination af forklarende variabler. En log-link-funktion indikerer, at vi arbejder med multiplikative sammenhænge mellem de forklarende variabler og responsvariablen (skadesomkostninger). Den matematiske model kan udtrykkes på følgende måde:

$$\log(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{mindste_havkote}_i + \beta_2 \cdot \text{size}_i + \dots + \beta_n \cdot \text{wetland_distance}_i + \epsilon \quad (5)$$

Hvor:

- $\log(\mu_i)$ er den naturlige logaritme af det forventede respons for den i -te observation.
- $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ er modelkoefficienterne.
- Variablene $\text{mindste_havkote}_i, \text{size}_i, \dots, \text{wetland_distance}_i$ repræsenterer de forklarende variabler.

Denne formel omsætter den lineære kombination af forklarende variabler og deres koefficienter tilbage til det originale mål for skadesomkostninger, \hat{y}_i , ved at anvende den eksponentielle funktion, som er den inverse af den anvendte log-link-funktion.

Endelig kan den samlede estimerede skadesomkostning, Y_{total} , beregnes som summen af alle individuelle forudsigelser, \hat{y}_i , over testdatasættet:

$$Y_{\text{total}} = \sum_{i=1}^n \hat{y}_i \quad (6)$$

Denne tilgang tillader en estimering af de samlede skadesomkostninger ved at tage højde for en række relevante faktorer. Intuitivt er det blot en udvidelse af den simple model, hvor gennemsnittet bliver vægtet over multidimensionel rum, i stedet for et vægtet gennemsnit over en variabel. Modelestimerer kan ses i bilag B.

3.4 Anvendelse af kitchensink stepwise regressionsmodel som estimator af skadesomkostninger

For at identificere den model, der bedst forudsiger omkostningerne ved oversvømmelseskader, blev en kitchensink stepwise regressionsmodel anvendt. Denne metode er karakteriseret ved dens iterative tilgang til at vurdere og optimere kombinationen af forklarende variabler i modellen. Ved hjælp af Akaike's Information Criterion (AIC), som er et værktøj til at vurdere modelkvaliteten, tillader kitchensink stepwise regressionsmodellen os at identificere en model, der balancerer kompleksiteten med præcisionen af forudsigelse, ved systematisk at tilføje og fjerne variabler, baseret på deres statistiske signifikans (Jonathan & Goldberg, 2001).

Processen i kitchensink stepwise regressionsmodellen omfatter både tilføjelse af variabler, der ikke oprindeligt var inkluderet i modellen, og fjernelse af

variabler, der ikke bidrager signifikant til modellens evne til at forudsige responsvariablen. Ved at anvende både fremadskridende og tilbageskridende skridt, sikrer denne metode en grundig undersøgelse af alle potentielle kombinationer af forklarende variabler. Resultatet er en optimeret funktionsform, der kun inkluderer de variabler, der yder et væsentligt bidrag til forudsigelsen af skadesomkostninger.

Den identificerede stepwise-funktionsform blev anvendt med en GLM-estimator med en log-link-funktion, som modellen ovenfor. Variablerne i modellen omfatter bl.a. - men er ikke begrænset til - boligkarakteristika såsom størrelse og alder, byggematerialer, energieffektivitetsmærkning og geografisk placering i forhold til vandløb og infrastruktur. Hver af disse variabler er blevet valgt for deres evne til at bidrage til en mere præcis forudsigelse af skadesomkostningerne for individuelle observationer, baseret på deres statistiske signifikans og deres indflydelse i modellen. Forudsigelse af samlede skadesomkostninger blev beregnet med et model-setup, ligesom det, der er beskrevet i afsnit 3.3. Modelestimater kan ses i bilag B.

3.5 Anvendelse af gradient boosted decision tree-modellen som estimator af skadesomkostninger

Den sidste model til at forudsige skadesomkostninger ved oversvømmelser, er baseret på gradient boosted decision tree-modellen. Denne modeltype er en ensemble-metode, som kombinerer forudsigelserne fra flere beslutnings-træer for at øge modellens robusthed og præcision (Natekin & Knoll, 2013).

Decision trees er en populær metode inden for maskinlæring og statistik, som anvender en træstruktur til at træffe beslutninger eller forudsigelser baseret på data. Opdelingen af data i et decision tree sker gennem en række binære (to-delte) beslutninger, som starter fra træets rod og bevæger sig opad mod bladene. Processen der er data i et decision tree kan beskrives i følgende trin:

I det første trin, undersøger algoritmen alle mulige opdelinger af datasættet baseret på de forklarende variabelers værdier. Målet er at finde den opdeling, der bedst adskiller data med hensyn til responsvariablen. Dette gøres typisk ved at vurdere, hvor meget hver potentielle opdeling reducerer en bestemt uønsket varians, som ofte måles ved hjælp af kriterier som Gini-urenhed, entropi (for klassifikationstræer) eller den totale kvadrerede fejl (for regressions-træer).

Når den bedste opdeling er identificeret, deles datasættet i to undergrupper baseret på den valgte opdelingsregel. Denne regel er typisk en betingelse på formen "Er variabelen x større end værdien v ?".

Processen gentages rekursivt for hver ny node, hvor datasættet ved hver node opdeles yderligere, baseret på nye betingelser. Dette fortsætter, indtil en af stopkriterierne er opfyldt, såsom at en node har nået en maksimal dybde, en node indeholder færre end et minimum antal observationer, eller hvis yderligere opdeling ikke forbedrer modellens evne til at forudsige responsvariablen (Natekin & Knoll, 2013).

En node bliver til et "blad" eller en "terminal node", når stopkriterierne er opfyldt. I et klassifikationstræ, angiver hvert blad den mest sandsynlige klasse baseret på de observationer, det indeholder. I et regressionstræ repræsenterer bladet den gennemsnitlige værdi af responsvariablen for observationerne i

noden. Resultatet er et træ, hvor hver sti fra roden til et blad repræsenterer en særlig beslutningsregel baseret på de forklarende variable, som kan anvendes til at forudsige responsvariablen for nye observationer. Ved at følge denne proces, konstrueres decision tree på en sådan måde, at det effektivt fanger de komplekse mønstre og relationer i data, hvilket gør det til et godt værktøj til både klassifikation og regression (Natekin & Knoll, 2013).

Den anvendte model, XGBoost, er en avanceret implementering af gradient boosting-metoden, som systematisk konstruerer en serie af decision trees, hvor hvert træ forsøger at korrigere fejlene fra de foregående træer. Modellen er karakteriseret ved dens evne til at håndtere store datasæt effektivt og dens fleksibilitet til at tilpasse komplekse ikke-lineære forhold mellem forklarende variable og responsvariablen (Fafalios et al. 2020).

Kerneelementerne i XGBoost-modellen kan beskrives med følgende egenskaber:

- Antal Træer (trees): Antallet af træer i modellen bestemmer, hvor mange iterative forbedringer der laves på forudsigelserne. Et større antal træer kan øge modellens evne til at lære fra data, men også øge risikoen for overtilpasning.
- Trædybde (tree_depth): Den maksimale dybde af hvert træ kontrollerer, hvor komplekse beslutningsregler hvert træ kan lære. Dybere træer kan fange mere komplekse mønstre, men også overtilpasse.
- Minimum Observationer (min_n): Den mindste mængde af data, der kræves for at splitte et knudepunkt i træet, hvilket hjælper med at forhindre overtilpasning ved at begrænse, hvor detaljeret hvert træ kan tilpasse sig specifikke dele af data.
- Læringsrate (learn_rate): Denne parameter styrer, hvor hurtigt modellen lærer. En lavere læringsrate kræver flere træer, men kan forbedre modellens generelle forudsigelsesevne ved at gøre læringen mere gradvis.

Forudsigelser med en XGBoost-model involverer summationen af bidragene fra alle de træer, som modellen har konstrueret, for hver observation i testdatasættet (Bentéjac et al., 2021). Den samlede forudsigelse for skadesomkostninger, \hat{y}_i , for en given observation, kan matematisk udtrykkes som summen af forudsigelserne fra alle M-træer:

$$\hat{y}_i = \sum_{m=1}^M f_m(x_i) \quad (7)$$

Hvor $f_m(x)$ repræsenterer forudsigelsen fra det m -te træ, og x er de forklarende variable for den pågældende observation. Det følger heraf, at de samlede skadesomkostninger af en oversvømmelse, kan beregnes på samme måde som i ligning 6.

Denne tilgang tillader modellen at udnytte styrken af flere træer for at opnå en høj grad af nøjagtighed i forudsigelserne, hvilket gør XGBoost til et forventeligt udmærket værktøj til at forudsige skadesomkostninger ved oversvømmelser. Ved at integrere oplysninger fra en række variable og korrigere for fejl undervejs, leverer gradient boosted decision tree-metoden en sofistikeret metode, der kan tilpasse sig de komplekse dynamikker der muligvis er at finde i data. Modelestimater kan ses i bilag B.

4 Modevaluering

Dette afsnit vil præsentere en metode til at evaluere præcisionen af de modeller, vi har valgt til at forudsige oversvømmelseskader. Ved at anvende en bootstrapmetode, sigter vi efter at opnå robuste estimater for modellernes evne til at forudsige. Dette gøres ved at generere og analysere gentagne stikprøver, som giver os mulighed for at give en detaljeret statistisk vurdering af modellernes performance. Bootstrapevalueringens procedure er som følger:

1. Evalueringen initieres ved at fastsætte rammerne for opdelingen af datasættet

- Størrelse på træningsdata: Defineret til at udgøre 80 % af det samlede datasæt (`train_size = 0.80`).
- Antal iterationer: Sat til 1000, for at sikre tilstrækkelige data og variabilitet til at vurdere modelstabilitet.

2. Modelestimation og modelforudsigelse

Hver model estimeres på træningsdataene, hvorefter modellernes præstation evalueres på testdatasættet. Denne del af processen er afgørende for at sikre, at modellen ikke blot passer godt til de data, modellen er udregnet på, men også forudsiger præcist på nye, ikke-sete data.

3. Beregning af modelstatistikker

Evalueringen af modellernes præcision tager udgangspunkt i en normaliseret målestok, der tager højde for de samlede forudsigelsers præcision, snarere end prædiktioner af individuelle observationer. Den anvendte metrik, 'Normaliseret Forskel', er defineret som følger:

$$\text{Normaliserede forskelle} = \frac{\sqrt{(\sum(y_{obs}) - \sum(y_{hat}))^2}}{n_{test}} \quad (8)$$

- y_{obs} : Observerede værdier af den afhængige variable i testdataene
- y_{hat} : Forudsagte værdier for testdataene
- n_{test} : Antal observation i testdataene

Denne metrik giver et kvantitativt udtryk for modellernes evne til at forudsige de samlede skadesudbetalinger ved oversvømmelser og tillader en direkte sammenligning mellem modellerne på tværs af de 1000 iterationer. Gennemsnittet og standardafvigelsen af 'Normaliseret Forskel' for hver model, vil blive beregnet og rapporteret for at give et samlet billede af modellernes forudsigelsespræcision. Normaliserede forskelle kan forstås som et udtryk for forskellen mellem den samlede observerede skadesomkostning og den beregnede skadesomkostning per. bolig.

Denne metode tillader os at identificere de modeller, der mest præcist kan forudsige skadesudbetalinger og som potentielt kan anvendes til at guide Miljøstyrelsens ressourceallokering og planlægning af klimatilpasningsstrategier.

5 Model forudsigelsesresultater

I dette kapitel præsenteres resultaterne af evalueringen af de udvalgte modeller, jf. kapitel 3. Modellerne bliver evaluerede i forhold til deres egenskaber til at forudsige de samlede skadesudbetalinger forårsaget af oversvømmelser som følge af stormfloder eller skybrud. jf. kapitel 4. Resultaterne for hver models evne til at forudsige, herunder deres gennemsnitlige forudsigelser og variabilitet opgjort ud fra normaliserede forskelle, bliver præsenteret i de efterfølgende underafsnit. Målsætningen med evalueringen er, at give et overblik over modellernes effektivitet til at forudsige "out of sample" for et samlet antal oversvømmelser.

5.1 Modelperformance - stormflod

Forudsigelser af de samlede skadesomkostninger for stormflod blev testet ved hjælp af fem forskellige metoder

- en simpel gennemsnitsmodel,
- en simpel regressionsmodel,
- en klassisk økonometrisk model,
- en kitchensink stepwise regressionsmodel,
- en gradient boosted decision tree-model.

Evalueringen af modellerne omfattede det samlede datasæt og blev desuden udført for to undergrupper: enfamiliehuse og rækkehuse samt sommerhuse. Det samlede datasæt indeholder for få lejligheder, til at det gav mening at foretage en lignende analyse for et delsæt bestående af lejligheder.

5.1.1 Stormflod - samlede data

I tabel 2 præsenteres evalueringen af de fem modeller baserede på normaliserede forskelle i forhold til det samlede stormflodsdata. Resultaterne giver et indblik i hver models nøjagtighed og konsistens i forhold til hinanden. En lav normaliseret forskel indikerer, at modellen har præsteret godt, hvilket betyder at de forudsagte værdier er tæt på de observerede værdier.

Bemærkelsesværdigt præsterer den simple gennemsnitsmodel, trods sin enkelthed, relativt godt sammenlignet med mere komplekse modeller. Med et gennemsnit på 28.828 DKK og en standardafvigelse på 22.015 DKK, viser metoden en solid evne til at forudsige skader uden at være følsom over for ekstremer, som nogle af de mere komplekse modeller.

Modellen med gradient boosted decision tree og den klassiske økonometriske model viser også stærke resultater. Bemærk at den klassiske økonometriske model viste sig at være sårbar over for ekstreme outliers. Disse outliers blev fjernet af den simple årsag, at det ellers ville skævvride statistikken for meget, således at denne model ville være den dårligste til at forudsige skader. Gradient boosted decision tree-modellen præsterer et gennemsnit på 28.304 DKK og en standardafvigelse på 20.152 DKK i normaliserede forskelle.

Den simple regressionsmodel, baseret på kvadratmeter, har det højeste gennemsnit på 124.034 DKK og en standardafvigelse på 38.774 DKK, hvilket

antyder en potentiel overfølsomhed over for outliers i de observerede data som kan forvrænge forudsigelserne.

Kitchensink stepwise regressionsmodellen lider ligeledes under en relativt høj standardafvigelse på 67.866 DKK, hvilket indikerer en mindre præcis præstation sammenlignet med de andre modeller.

Tabel 2 Gennemsnitlige normaliserede forskelle og tilhørende standardafvigelser for det samlede stormflodsdata.

Model	Gennemsnit	Standardafvigelse
Simpel gennemsnitsmodel	28.828	22.015
Simpel regressionsmodel	124.034	38.774
Klassisk økonometrisk model*	26.776	20.520
Kitchensink stepwise regressionsmodel	51.237	67.866
Gradient boosted decision tree-model	28.304	20.152

Note *Tre ekstreme outlier-forudsigelser blev fjernet fra de 1000 simuleringer.

5.1.2 Stormflod - enfamiliehuse og rækkehuse

I tabel 3 præsenteres evalueringen af de fem modeller baseret på stormflodsdata som udelukkende indeholder enfamiliehuse og rækkehuse. Analysen af modelpræstationerne inkluderer vurdering af både gennemsnitsværdier og standardafvigelser af normaliserede forskelle som beskrevet i kapitel 5.

Den simple gennemsnitsmodels tilgang viser en forholdsvis høj gennemsnitsværdi på 49.503 DKK, men også en betydelig standardafvigelse på 37.575 DKK, hvilket indikerer en vis variation i skadesestimererne. Dette kan reflektere modellens generelle sensitivitet overfor variabilitet i skadedata.

Den simple regressionsmodel, der estimerer skader baseret på kvadratmeter, præsenterer det højeste gennemsnit på 91.518 DKK samt den højeste standardafvigelse på 57.358 DKK. Denne model kan potentielt fange større skader pr. kvadratmeter, men den store varians tyder på en høj følsomhed over for ekstreme værdier, hvilket kan være mindre ideelt for stabil skadesforudsigelse.

Den klassiske økonometriske model forudsiger et gennemsnit på 43.375 DKK og en standardafvigelse på 32.560 DKK. Kitchensink stepwise regressionsmodellen og modellen med gradient boosted decision tree fremviser lignende mønstre i deres præstationer. Kitchensink stepwise regressionsmodellen rapporterer et gennemsnit på 42.479 DKK og en standardafvigelse på 30.981 DKK, mens gradient boosted decision tree-modellen viser et gennemsnit på 40.123 DKK og den laveste standardafvigelse på 29.892 DKK.

Samlet set antyder disse resultater, at mens den simple gennemsnitsmodel på kvadratmeterbasis giver dårligere samlede forudsigelser, så kan gradient boosted decision tree-modellen opnå mere præcise og stabile skadesforudsigelser for enfamiliehuse og rækkehuse ramt af stormflod. Forudsigelser baseret på simpel gennemsnit klare sig kun middelmådigt i evalueringen.

Tabel 3 Gennemsnitlige normaliserede forskelle og tilhørende standardafvigelse for stormflodsdata for enfamiliehuse og rækkehuse.

Model	Gennemsnit	Standardafvigelse
Simpel gennemsnitsmodel	49.503	37.575
Simpel regressionsmodel	91.518	57.358
Klassisk økonometrisk model*	43.375	32.560
Kitchensink stepwise regressionsmodel	42.479	30.981
Gradient boosted decision tree-model	40.123	29.892

Note *Tre ekstreme outlier-forudsigelser blev fjernet fra de 1000 simuleringer.

5.1.3 Stormflod - sommerhuse

I tabel 4 vurderes de forskellige modellers evne til at forudsige skadesomkostninger for sommerhuse ramt af stormflod. De præsenterede resultater inkluderer både gennemsnitsværdier og standardafvigelse for normaliserede forskelle – som beskrevet i kapitel 5.

Den simple gennemsnitsmodel rapporterer et gennemsnit på 23.018 DKK og en standardafvigelse på 17.674 DKK. På trods af sin enkelthed, leverer denne model pålidelige estimater. Den simple regressionsmodel baseret på kvadratmeter, viser en betydelig højere gennemsnitsværdi på 34.087 DKK og en standardafvigelse på 23.271 DKK, hvilket indikerer en større følsomhed over for variationer i kvadratmeterværdier. Rapportmodellen har et lavere gennemsnit på 21.289 DKK og en standardafvigelse på 16.485 DKK.

Kitchensink stepwise regressionsmodellen og modellen med gradient boosted decision tree har tæt på samme præstation, hvor kitchensink stepwise regressionsmodellen har et gennemsnit på 18.628 DKK og en standardafvigelse på 14.019 DKK, mens gradient boosted decision tree-modellen leverer næsten lignende tal med et gennemsnit på 18.561 DKK og den laveste standardafvigelse på 13.692 DKK. Disse resultater fremhæver begge modellers konsistens og deres evne til præcist at håndtere variationen i skadesdata.

Overordnet set fremstår den simple gennemsnitsmodel og gradient boosted decision tree-modellen som effektive metoder til forudsigelse af samlede skader. Dette understreger, at en simpel model kan være ganske effektiv til præcist at estimere skader i visse scenarier og dermed tilbyde en nyttig tilgang til at vurdere potentielle skadesomkostninger.

Tabel 4 Gennemsnitlige normaliserede forskelle og tilhørende standardafvigelse for stormflodsdata for sommerhuse.

Model	Gennemsnit	Standardafvigelse
Simpel gennemsnitsmodel	23.018	17.674
Simpel regressionsmodel	34.087	23.271
Klassisk økonometrisk model*	21.289	16.485
Kitchensink stepwise regressionsmodel	18.628	14.019
Gradient boosted decision tree-model	18.561	13.692

Note* Tre ekstreme outlier-forudsigelser blev fjernet fra de 1000 simuleringer.

5.2 Modelperformance - skybrud

Forudsigelser af de samlede skadesomkostninger for skybrud blev testet ved hjælp af fem forskellige metoder:

- en simpel gennemsnitsmodel,

- en simpel regressionsmodel,
- en klassisk økonometrisk model,
- en kitchen sink stepwise regressionmodel,
- en gradient boosted decision tree-model.

Evalueringen af modellerne omfattede det samlede datasæt og blev desuden udført for specifikke undergrupper: enfamiliehuse og rækkehuse samt lejligheder. Der var for få sommerhuse i data til, at det gav mening at foretage en lignende analyse for et delsæt bestående af sommerhuse.

5.2.1 Skybrud - samlede data

I dette afsnit undersøges præstationen af de udvalgte modeller, der estimerer de samlede skadesomkostninger for skybrud. Analysen fokuserer på både gennemsnitlige skadesestimater og standardafvigelser af normaliserede forskelle til at vurdere modellernes nøjagtighed og konsistens.

Den simple gennemsnitmodells tilgang fremstår som den mest effektive blandt de evaluerede modeller, idet den viser de laveste værdier for både gennemsnit på 354 DKK og standardafvigelse på 270 DKK. Dette indikerer, at det simple gennemsnitsestimat er mindre tilbøjelig til at under/overvurdere skaderne.

Modellerne med mere komplekse beregninger viser større standardafvigelser, hvilket indikerer en højere variabilitet i deres skadesestimater. For eksempel præsenterer modellen med gradient boosted decision tree et gennemsnit på 1305 DKK og en standardafvigelse på 982 DKK, hvilket placerer den som en model med mere variabilitet og ringere evner til at forudsige samlede omkostninger.

Den simple regressionsmodel baseret på kvadratmeter og den klassiske økonometriske model udviser begge endnu højere standardafvigelser (se tabel 5), mens kitchensink stepwise regressionsmodellen har de højeste værdier med et gennemsnit på 17.330 DKK og en standardafvigelse på 17.660 DKK, hvilket er drevet af nogle ekstreme forudsigelser.

Analysen viser at anvendelsen af den simple gennemsnitsmodel som estimator leverer den mest stabile og pålidelige præstation. Dette underbygger værdien af at anvende enkle, men effektive modeller, hvor høj præcision og minimal risiko for fejlvurdering er vigtig.

Tabel 5 Gennemsnitlige normaliserede forskelle og tilhørende standardafvigelser for det samlede skybrudsdata.

Model	Gennemsnit	Standardafvigelse
Simpel gennemsnitsmodel	354	270
Simpel regressionsmodel	791	441
Klassisk økonometrisk model*	1.524	1.272
Kitchensink stepwise regressionsmodel	17.330	17.660
Gradient boosted decision tree-model	1.305	982

Note *Tre ekstreme outlier-forudsigelser blev fjernet fra de 1000 simuleringer.

5.2.2 Skybrud - enfamiliehuse og rækkehuse

Dette afsnit analyserer udvalgte modellers evne til at estimere skadesomkostninger fra skybrud på enfamiliehuse og rækkehuse. Resultaterne beskriver

modellernes egenskab til at forudsige, ved at sammenligne gennemsnitlige normaliserede forskelle og tilhørende standardafvigelser.

Den simple gennemsnitsmodel som estimator, har de mest nøjagtige forudsigelser med de laveste normaliserede forskelle værdier, med et gennemsnit på 565 DKK og en standardafvigelse på 439 DKK. Denne model demonstrerer evne til at forudsige skader med mindste afvigelse fra de faktiske skadesomkostninger. Herefter følger den simple regressionsmodel, der estimerer skader baseret på kvadratmeter. Denne model har et gennemsnit på 1.524 DKK og en standardafvigelse på 708 DKK, hvilket indikerer en større spredning i forudsigelserne sammenlignet med det simple gennemsnit.

Den klassiske økonometriske model har et højere gennemsnit på 2.192 DKK og en standardafvigelse på 1.760 DKK. Kitchensink stepwise regressionsmodellen og modellen med gradient boosted decision tree viser de mest varierende resultater. Kitchensink stepwise regressionsmodellen har et ekstraordinært højt gennemsnit på 30.082 DKK og en standardafvigelse på 20.825 DKK; samtidig blev tre prædiktioner fjernet fra den opgjorte statistik i tabel 6, fordi prædiktionerne var ekstreme høje. Gradient boosted decision tree-modellen udviser mere moderate værdier med et gennemsnit på 2.109 DKK og en standardafvigelse på 1.568 DKK.

Samlet set viser denne analyse, at mens nogle modeller, som f.eks. den simple gennemsnitsmodel, tilbyder nøjagtighed og konsistens, kan andre modeller, der håndterer ekstremer eller anvender avancerede beregninger, være mere udsatte for variation og fejlforudsigelser.

Tabel 6 Gennemsnitlige normaliserede forskelle og tilhørende standardafvigelser for skybrudsdata for enfamiliehuse og rækkehuse.

Model	Gennemsnit	Standardafvigelse
Simpel gennemsnitsmodel	565	439
Simpel regressionsmodel	1.524	708
Klassisk økonometrisk model	2.192	1.760
Kitchensink stepwise regressionsmodel*	30.082	20.825
Gradient boosted decision tree-model	2.109	1568

Note: *Tre ekstreme outlier-forudsigelser blev fjernet fra de 1000 simuleringer.

5.2.3 Skybrud - lejligheder

I dette afsnit undersøges de udvalgte modeller i deres evne til at forudsige skadesomkostninger for lejligheder som følge skybrud, ved anvendelse af normaliserede forskelle mellem modellernes forudsigelser og de faktiske skadesomkostninger.

Den simple gennemsnitsmodel står igen som den mest nøjagtige, med det laveste gennemsnit på 252 DKK og en standardafvigelse på 191 DKK i normaliserede forskelle. I modsætning hertil, har den simple regressionsmodel baseret på kvadratmeter et gennemsnit på 815 DKK og en standardafvigelse på 353 DKK, hvilket indikerer en højere præcision end mere komplekse modeller. Den klassiske økonometriske model præsenterer højere normaliserede forskelle, med et gennemsnit på 11.807 DKK og en standardafvigelse på 50.166 DKK – samtidig blev tre forudsigelser fjernet fra statistikken fordi de var ekstreme høje.

Kitchensink stepwise regressionsmodellen og modellen med gradient boosted decision tree viser mindre gode resultater. Kitchensink stepwise regressionsmodellen med et gennemsnit på 3.412 DKK normaliserede forskelle og en standardafvigelse på 5.218 DKK, viser en relativ dårlig forudsigelsesevne, mens gradient boosted decision tree-modellen, med et gennemsnit på 1.008 DKK og en standardafvigelse på 759 DKK, er væsentlig mere præcis, dog mindre god end de helt simple modeller.

Tabel 7 Gennemsnitlige normaliserede forskelle og tilhørende standardafvigelser for skybrudsdata for lejligheder.

Model	Gennemsnit	Standardafvigelse
Simpel gennemsnitsmodel	252	191
Simpel regressionsmodel	815	353
Klassisk økonometrisk model*	11807	50166
Kitchensink stepwise regressionsmodel	3412	5218
Gradient boosted decision tree-model	1008	759

Note: *Tre ekstreme outlier-forudsigelser blev fjernet fra de 1000 simuleringer.

5.3 Opsamling

Analyser af de forskellige prædiktive modeller for skadesomkostninger af stormflod og skybrud har vist varierende resultater. For stormflod, viser modellen med gradient boosted decision tree den bedste evne til at forudsige de samlede skadesomkostninger. Denne model har vist sig at være mest præcis og robust for såvel de samlede data, som for begge dataunderopdelinger bestående af enfamiliehuse samt rækkehuse og sommerhuse. Det simple gennemsnitsmodel præsterer også godt og placerer sig generelt i midten af feltet sammenlignet med de andre modeller, hvilket understreger dens anvendelighed som en mindre kompleks, men stadig effektiv tilgang til at forudsige skadesomkostninger.

I forhold til skybrud, var den simple gennemsnitsmodel den mest effektive metode til at forudsige på tværs af alle dataopdeling, herunder samlede data, enfamiliehuse samt rækkehuse, og lejligheder. Dette fremhæver dens overordnede anvendelighed og pålidelighed i scenarier med skybrud, hvor den simple gennemsnitsmodel konsekvent forudsiger skadesomkostninger mere nøjagtigt end mere komplekse modeller.

Det er vigtigt at bemærke, at det kun giver mening at sammenligne modellerens præstationer inden for samme observationssæt – altså enten for stormflod eller skybrud og de efterfølgende underopdelinger. Man kan altså ikke sammenligne på tværs af modellen i forhold til statistik baserede på normaliserede forskelle. Således er det ikke muligt med de nuværende resultater f.eks. at konkludere, at skybrudmodellerne er bedre end stormflodsmo- delerne til at forudsiges de samlede skader på boliger i forbindelse med en oversvømmelse.

Desuden bør man bemærke de betydelige forskelle i skadesudbetalinger, hvis man sammenligner stormflod og skybrud – se tabel 8. Disse forskelle er særligt fremtrædende i de samlede skadesomkostninger, hvor stormflod generelt resulterer i væsentligt højere gennemsnitsskader sammenlignet med skybrud. For eksempel er den samlede gennemsnitsskade for stormflod 445.316 DKK med en standardafvigelse på 654.066 DKK, mens tilsvarende tal for skybrud er betydeligt lavere med et gennemsnit på 68.244 DKK og en standardafvigelse på 143.144 DKK.

Denne tendens gentages i underopdelingerne, hvor gennemsnitsskaderne for enfamiliehuse og rækkehuse samt for sommerhuse ramt af stormflod, ligger henholdsvis på 514.982 DKK (standard afvigelser: 677.582) og 405.543 DKK (standard afvigelse: 380.334). Til sammenligning ligger gennemsnitsskaderne for skybrud for enfamiliehuse og rækkehuse på 93.473 DKK (standard afvigelse: 173.904), og for lejligheder er de endnu lavere på 31.708 DKK (standard afvigelse: 64.208).

Tabel 8 Gennemsnitlige udbetalinger for forskellige boligtyper fordelt mellem stormflod og skybrud.

Ejendomstype	Begivenhed	Gennemsnitsskade (DKK)	Standardafvigelse (DKK)
Samlede data	Stormflod	445.316	654.066
Enfamiliehuse og rækkehuse	Stormflod	514.982	677.582
Sommerhuse	Stormflod	405.543	380.334
Samlede data	Skybrud	68.244	143.144
Enfamiliehuse og rækkehuse	Skybrud	93.473	173.904
Lejligheder	Skybrud	31.708	64.208

6 Diskussion

I denne rapport, bliver fem karakteristiske modeltyper evalueret ud fra deres evne til at estimere de samlede skadesomkostninger af en oversvømmelse som følge af stormflod og skybrud. I stedet for at forsøge at beregne den individuelle skadesomkostning i forbindelse med en oversvømmelse, er målsætningen med evalueringen at vurdere, hvor godt modellerne beregner skadesomkostningen for et større antal boliger, der er blevet oversvømmet. Ud af de fem modeltyper, fremstår gradient boosted decision tree-modellen og den simple gennemsnitsmodel bedre end de andre modeller, idet disse modeller generelt opnår mindre, og dermed bedre, normaliserede forskelle end de andre modeller.

Fra rapportens undersøgelser fremgår det, at gradient boosted decision tree-modellen generelt præsterer bedst i forudsigelsen af skadesomkostninger forårsaget af stormflod, mens den simple gennemsnitsmodels tilgang viser sig at være mest præcis i forhold til at beregne skader fra skybrud. Disse resultater er ikke overraskende. Tidligere studier viser, at selv simple statistiske metoder kan være effektive til forudsigelser, især når de anvendes på store datasæt (Green et al., 2015; Whitmore, 2021). Dette fænomen kan delvist forklares ved 'loven om store tal', som siger, at gennemsnit og variation stabiliserer sig omkring populationsgennemsnittet med tilstrækkeligt store datasæt, hvilket kan give både robuste og pålidelige forudsigelser ud fra simple gennemsnit (Wooldridge et al., 2016).

Forskning har også vist, at simple gennemsnitsmodeller ofte yder bedre i out-of-sample-forudsigelser, sammenlignet med mere komplekse modeller (Green et al., 2015). Dette kan skyldes, at komplekse modeller, selvom de er mere præcise på træningsdata, kan være overtilpassede og dermed mindre effektive til at generalisere til nye data. Komplekse modeller kan desuden være følsomme over for små ændringer i inputdataene, hvilket kan reducere deres effektivitet under reelle forhold (Katsikopoulos et al., 2018). Når modeller bliver mere komplekse, øges også antallet af kilder til usikkerhed. Hver parameter eller variabel tilføjer en grad af usikkerhed, som akkumuleres og forstærkes gennem modellen, hvilket gør det sværere at foretage præcise forudsigelser (Green et al., 2015).

Denne usikkerhed kan vi blandt andet se i analysen af den klassiske økonomiske model og kitchensink stepwise regressionsmodellen, som begge bliver estimerede med maximum likelihood med et loglink-setup og som begge inkludere multiple forklarende variabler. I flere tilfælde, i forbindelse med evalueringssimuleringerne, estimerer begge modeller nogen ekstreme forudsigelser, hvilket tyder på, at disse mere komplekse modeller er sårbare over for variationer og ekstreme værdier i det datasæt som modellerne bygger på.

Med udgangspunkt i resultaterne af analysen, kan to løsninger anbefales. Første løsning kunne bestå i at anvende gradient boosted decision tree-modellen til at beregne skadesomkostninger for samtlige boliger baseret på BBR-registeret og derefter integrere resultaterne i KAMP-data. På den måde kan fremtidige cost-benefit-analyser af klimatilpasningstiltag trække på allerede beregnede skadesomkostninger. Anden løsning kunne bestå i at anvende den simple gennemsnitsmodel til at forudsige skadesomkostninger i forbindelse med oversvømmelser.

Valget af forudsigelsesmetode afhænger af en række hensyn såsom præcision, gennemsigtighed, tillid og den indsigt som anvendelsen af metoderne giver. Simple forudsigelsesmetoder kan være lettere for praktikere og beslutningstagere at forstå, hvilket kan betyde at anvendelsen af forudsigelsesmetoden vil blive mere reflekterede og måske endda tilpasset konkrete tilfælde. Omvendt tilfører komplekse forudsigelsesmetoder, så som gradient boosted decision tree-modellen, en "videnskabelig" troværdighed, der kan øge tilliden til skadesberegningerne.

I denne sammenhæng er det vigtigt at være opmærksom på, at der er en retning mod mere komplekse modeller i den videnskabelige og faglige litteratur, fordi den type modeller er populære blandt forskere og praktikere. Der er et grundlæggende incitament i akademiske og professionelle miljøer til at favorisere kompleksitet, fordi det opfattes som mere videnskabeligt og professionelt (Green et al., 2015).

Resultaterne af denne analyse udfordrer antagelsen om, at mere komplekse metoder automatisk er bedre og præsenterer empiriske beviser for, at den simple gennemsnitsmodel kan være en lige så sikker – nogle gange bedre – metode til at forudsige de samlede skadesomkostninger af en oversvømmelse af boliger.

Endelig anbefales det, at data fra forsikringssselskaber og Naturskadesrådet gøres offentligt tilgængelige, hvilket vil styrke datagrundlaget og forbedre nøjagtigheden af fremtidige forudsigelser. Ved at åbne op for disse datakilder, vil det være muligt at forbedre metoderne til at forudsige skadesomkostninger. Disse tiltag vil styrke samfundets evne til at håndtere og planlægge fremtidige klimarelaterede hændelser.

7 Litteratur

Bentéjac, C., Csörgő, A. & Martínez-Muñoz, G. (2021). A comparative analysis of gradient boosting algorithms. *Artificial Intelligence Review*, 54, 1937-1967.

Bivand, R., Pebesma, E. & Gomez-Rubio, V. (2013). *Applied spatial data analysis with R*, Second edition. Springer, NY. Tilgængelig: <https://asdar-book.org/>

Danmarks Erhvervsstyrelse (2009). Metadata i FOT2007 databasen. Tilgængelig: https://www.geodanmark.dk/downloadcontent/uploads/2017/09/Metadata_i_FOT_databasen-2_0-2.pdf

Danmarks Miljøportal (2023). Datagrundlag i værktøjet KAMP. Tilgængelig: <https://www.klimatilpasning.dk/vaerktoejer/kamp/>

Fafalios, S., Charonyktakis, P. & Tsamardinos, I. (2020). Gradient boosting trees. *Gnosis Data Analysis PC*, 1-3.

Green, K.C. & Armstrong, J.S. (2015). Simple versus complex forecasting: The evidence. *Journal of Business Research*, 68(8), 1678-1685.

Hartmann T., van Doorn-Hoekveld W.V., van Rijswick M. & Spit, T. (2019). Editorial, *Water international* 489-495. <https://doi.org/10.1080/02508060.2019.1671464>

Jonathan, M. & Goldberg, M.A. (2001). Multiple regression analysis and mass assessment: A review of the issues. *The Appraisal Journal*, Jan., 89-109

Katsikopoulos, K.V., Durbach, I.N. & Stewart, T.J. (2018). When should we use simple decision models? A synthesis of various research strands. *Omega*, 81, 17-25.

Natekin, A. & Knoll, A. (2013). Gradient boosting machines, a tutorial. *Frontiers in neurorobotics*, 7, 21.

Lautrup, M., Matthiesen, L.L., Jacobsen, J.B. & Panduro, T.E. (2023). Welfare Effects and the Immaterial Costs of Coastal Flooding. *Environmental and Resource Economics*, 85(2), 415-441.

Lautrup, M., Matthiesen, L.L., Jacobsen, J.B. & Panduro, T.E. (2021). Tættere på klimatilpasningens samlede effekter. IFRO rapport.

Mirone, G. & Poeschl, J. (2021). Flood risk discounts in the Danish housing market. *Danmarks Nationalbank Economic Memo*.

Panduro T.E. & Abate T.G. (2023). Faktorer der influerer på forsikringsudbetalinger i forbindelse med stormflod og skybrud i Danmark. Aarhus Universitet, DCE – Nationalt Center for Miljø og Energi, 42 s. - - Fagligt notat nr. 2024|05.

R Core Team (2018). A language and environment for Statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Tilgængelig: <https://www.R-project.org/>

Seneviratne, S.I., Zhang, X., Adnan, M., Badi, W., Dereczynski, C., Di Luca, A., Ghosh, S., Iskandar, I., Kossin, J., Lewis, S., Otto, F., Pinto, I., Satoh, M., Vicente-Serrano, S.M., Wehner, M. and Zhou, B. (2021). Weather and Climate Extreme Events in a Changing Climate. In Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Pirani, A., Connors, S.L., Péan, C., Berger, S., Caud, N., Chen, Y., Goldfarb, M.I., Gomis, M., Huang, K., Leitzell, E., Lonnoy, J.B.R., Matthews, T.K., Maycock, L., Waterfield, T., Yelekçi, O., Yu, R. and B. Zhou (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, pp. 1513–1766, doi: 10.1017/9781009157896.013.

Skat (2018). OIS arkitekturoverblik. Tilgængelig: https://ejendomsinfo.dk/file/658315/ois_arkitekturoverblik.pdf

Stormflodsrådet (2021). Stormflods- og oversvømmelsesordningerne i Danmark. Tilgængelig: <https://nft.nu/da/stormflods-og-oversvømmelsesordningerne-i-danma>

Whitmore, J.C. (2021). The Arms Race of Models: Complexify or Die. Presented at the Decision Making Under Radical Uncertainty, June 11-12, 2021, Berlin, Germany (digital). Tilgængelig: <https://ssrn.com/abstract=3867464>

Wooldridge, J.M., Wadud, M. & Lye, J. (2016). Introductory econometrics: Asia pacific edition with online study tools 12 months. Cengage AU.

Bilag A – Deskriptiv statistik

Dette bilag præsenterer detaljerede deskriptiv statistik for data, der er anvendt i analysen af skadesomkostninger forårsaget af henholdsvis stormflod og skybrud, med yderligere opdelinger baseret på boligtyper. Statistikkerne omfatter både kontinuerte variable, såsom boligens størrelse og dummy variable, der repræsenterer specifikke kategoriske egenskaber ved boligerne.

For stormflod, er dataene opdelt i to underkategorier:

- Enfamiliehuse og rækkehuse.
- Sommerhuse.

For skybrud, er statistikken også opdelt efter boligtyper, specifikt:

- Enfamiliehuse og rækkehuse.
- Lejligheder.

Hvert afsnit i bilaget indeholder tabeller for samtlige variable der er indgået i analysen. Bemærk at der anvendes engelsk talfremstilling hvor tal efter "." er mindre end hele tal og "," er tusindtal separator.

A.1 Deskriptiv stormflodsdata

I det følgende afsnit præsenteres deskriptiv statistik for stormflodsdata. Afsnittet er fordelt på tre underafsnit, der præsenterer henholdsvis statistik for samtlige oversvømmede boliger, oversvømmede enfamiliehuse og rækkehuse, samt oversvømmede sommerhuse.

A.1.1 Samlede data for stormflod

I dette underafsnit præsenteres deskriptiv statistik for alle typer af boliger oversvømmet af stormflod og opdelt i to tabeller, der indeholder henholdsvis kontinuerte variable og dummy variable.

A.1 Deskriptiv statistik for kontinuerte variable for alle typer boliger ramt af stormflod.

Statistik	Mean	St. Dev.	Min	Max	N
size	105.939	68.799	21	1,060	2,057
rooms	4.056	1.765	1	24	2,057
toilets	1.355	0.646	1	8	2,057
floor	1.017	0.315	-1	4	2,057
outhouse	2.294	8.064	0	121	2,057
bussiness_size	0.432	4.742	0	120	2,057
building_size	134.372	277.956	21	3,999	2,057
building_floor	1.104	0.425	1	6	2,057
building_bussiness_size	1.339	13.669	0	275	2,057
age	55.786	39.703	0	380	2,057
year_of_built	1,964.214	39.703	1,640	2,020	2,057
major_renovations	700.673	951.023	0	2,019	2,057
number_of_owners	1.496	1.636	1	37	2,057
urban_size	4,659,123.000	6,763,619.000	0.000	97,687,769.000	2,057
forest_distance	381.854	321.866	0.000	3,692.161	2,057
forest_size	1,405,063.000	3,872,688.000	10,000.020	40,224,829.000	2,057

Continued

forests_fragmentationratio	0.357	0.147	0.046	0.949	2,057
forest_conifer	83.503	555.348	0	4,584	2,057
forest_broadleaf	276.062	1,740.900	0	14,564	2,057
forest_sumsizes	2,393,159.000	4,986,005.000	0.000	40,668,288.000	2,057
forest_large	1,721.813	2,028.990	0.000	15,760.440	2,057
forest_medium	2,054.845	1,310.016	0.000	14,688.800	2,057
forest_little	479.529	377.359	0.000	5,164.593	2,057
large_lake	6,263.219	4,614.469	58.616	26,119.310	2,057
medium_lake	1,760.260	1,487.127	26.909	9,240.352	2,057
small_lake	531.944	334.525	19.324	1,956.815	2,057
coastline_distance	212.003	261.698	3.419	4,591.890	2,057
habour_distance	1,899.993	2,191.356	3.419	10,709.880	2,057
highway_distance	29,457.850	19,767.550	638.863	48,466.060	2,057
powerline_distance	4,970.801	9,315.434	41.499	58,000.000	2,057
railway_distance	5,683.166	7,338.218	25.562	57,000.000	2,057
trainstation_distance	8,360.892	12,183.050	180.313	60,000.000	2,057
lake_distance	497.384	319.113	19.324	1,704.198	2,057
lake_size	7,655.017	54,101.380	300.797	1,033,676.000	2,057
largeroad_distance	1,687.803	2,273.938	6.536	56,000.000	2,057
urban_diversity	9.308	15.083	0	59	2,057
wetland_distance	581.600	687.672	0.000	3,374.301	2,057
windturbine_distance	7,066.591	10,164.610	431.090	56,000.000	2,057
windturbine_capacity	388.062	478.222	55	3,600	2,057
windturbine_height	33.381	12.067	18.000	94.000	2,057
windturbine_number	0.570	1.332	0	13	2,057
windturbine_sumdist	1,309.067	3,054.239	0.000	29,777.810	2,057
market_nr	7.235	7.758	1	37	2,057
stream	1,115.932	2,166.375	7.447	12,797.440	2,057
lag_price	1,676,331.000	1,680,152.000	121,380.000	14,650,000.000	2,057
low_basement	6.808	34.886	0	503	2,057
basement	17.381	72.852	0	1,564	2,057
mindste_havkote	1.682	1.441	-0.505	30.854	2,057
mindste_mm_nedboer_dybde_0cm	62.106	62.123	15	151	2,057
mindste_mm_nedboer_dybde_10cm	90.268	64.058	15	151	2,057
mindste_mm_nedboer_dybde_20cm	115.796	54.916	15	151	2,057
gentagelsesperiode_vandloeb	1,744.774	651.464	20	2,000	2,057
grundvandsdybde_sommer	1.027	0.634	-0.170	6.500	2,057
grundvandsdybde_vinter	0.745	0.533	-0.230	4.790	2,057
sands_grundvandsdybde_u_1m	0.741	0.360	0.000	1.000	2,057
sands_grundvandsdybde_u_2m	0.981	0.113	0.001	1.000	2,057
date_rank	1.460	1.234	1	6	2,057
cost_inf	445,316.100	654,066.700	1,146.140	14,002,414.000	2,057

A.2 Deskriptiv statistik for dummy variable for alle typer boliger ramt af stormflod.	0	1
farmhouse	2039	18
single_family_house	1363	694
rowhouse	1960	97
summerhouse	915	1142
apartment	1951	106
dorm	2057	2057
bath	113	1944
car_park	1986	71
car_park_dobble	2026	31
brick	1312	745
lightweight_concrete	1929	128
timbered	2025	32
wood	940	1117
concrete	2056	1
Builtup_roof	2005	52
flet_roof	1653	404
fibercement_asbestos_roof	1412	645
cement_roof	1755	302
tile_roof	1645	412
metalplate_roof	1998	59
thatch_roof	1997	60
fibercement_roof	1975	82
green_roof	2057	2057
district_heating	1803	254
central_heating	1677	380
heatpump_heating	1765	292
stove_heating	1933	124
electric_heating	1078	979
stove_supplementheating	1347	710
solar_supplementheating	2051	6
electric_supplementheating	2022	35
heatpump_supplementheating	2019	38
Renovation70s	1910	147
Renovation80s	1966	91
Renovation90s	1916	141
Renovation00s	1872	185
Renovation10s	1967	90
elevator	2051	6
building_preservation	2029	28
asbestors_materials	2055	2
privately_owned	176	1881
non_profit_housing_owned	2035	22
company_owned	2010	47
community_owned	2053	4
NGO_owned	2005	52
government_owned	2006	51
Bornholm	2056	1
Byen_Koebenhavn	2050	7
Fyn	1920	137
Koebenhavns_omegn	1990	67
Nordjylland	2007	50
Nordsjaelland	1310	747
Oestjylland	1995	62
Oestsjaelland	1787	270
Sydjylland	1984	73
Vest_Sydsjaelland	1482	575
Vestjylland	1989	68
fdate_05_01_2017	1903	154
fdate_06_12_2013	282	1775
fdate_10_01_2015	2011	46
fdate_27_12_2016	1999	58
fdate_29_10_2017	2036	21
fdate_29_11_2015	2054	3
Energy_code_1	1003	1054
Energy_code_2	1929	128
Energy_code_3	1198	859
Energy_code_4	2047	10
Energy_code_5	2054	3
Energy_code_6	2054	3
zone_Byzone	1215	842
zone_Landzone	1883	174
zone_Sommerhusomraade	1016	1041

A.1.2 Stormflodsdata for enfamiliehuse og rækkehuse

I dette underafsnit præsenteres deskriptiv statistik for Enfamiliehuse og rækkehuse oversvømmet af stormflod opdelt i to tabeller, der indeholder henholdsvis kontinuerte variable og dummy variable.

A.3 Deskriptiv statistik for kontinuerte variable for enfamiliehuse og rækkehuse ramt af stormflod.

Statistik	Mean	St. Dev.	Min	Max	N
size	152.535	60.446	49	485	791
rooms	4.968	1.775	2	14	791
toilets	1.752	0.756	1	8	791
floor	1.088	0.289	1	3	791
outhouse	2.372	7.967	0	73	791
bussiness_size	0.865	5.910	0	73	791
building_size	133.335	59.068	27	463	791
building_floor	1.088	0.289	1	3	791
building_bussiness_size	0.982	7.013	0	108	791
age	67.272	46.603	1	270	791
year_of_built	1,952.728	46.603	1,750	2,019	791
major_renovations	767.267	969.216	0	2,018	791
number_of_owners	1.421	0.497	1	3	791
urban_size	7,878,723.000	8,029,285.000	0.000	97,687,769.000	791
forest_distance	448.186	325.504	10.615	3,692.161	791
forest_size	795,363.200	2,240,605.000	10,028.190	15,089,505.000	791
forests_fragmentationratio	0.318	0.159	0.059	0.801	791
forest_conifer	32.303	277.753	0	4,584	791
forest_broadleaf	132.120	980.899	0	14,564	791
forest_sumsize	1,428,593.000	2,903,536.000	0.000	16,621,397.000	791
forest_large	1,339.627	1,190.156	10.615	15,760.440	791
forest_medium	1,827.898	969.687	12.071	9,367.001	791
forest_little	514.642	372.158	11.017	5,164.593	791
large_lake	4,458.748	3,247.370	88.707	26,119.310	791
medium_lake	1,608.360	729.673	26.909	5,597.374	791
small_lake	533.377	341.866	22.597	1,946.413	791
coastline_distance	213.334	316.265	3.419	3,832.886	791
habour_distance	724.402	1,115.326	3.419	7,997.060	791
highway_distance	17,044.470	12,209.950	638.863	33,034.870	791
powerline_distance	4,715.585	11,352.990	241.408	58,000.000	791
railway_distance	3,320.035	5,855.526	25.562	57,000.000	791
trainstation_distance	4,620.390	7,535.648	197.421	60,000.000	791
lake_distance	486.361	300.643	22.597	1,566.192	791
lake_size	5,324.495	43,652.480	300.797	1,033,676.000	791
largeroad_distance	785.710	984.954	6.536	6,711.547	791
urban_diversity	17.421	16.238	0	56	791
wetland_distance	757.374	751.914	5.466	3,354.606	791
windturbine_distance	10,862.080	14,292.480	431.090	56,000.000	791
windturbine_capacity	305.594	442.847	55	3,600	791
windturbine_height	30.410	11.738	18.000	91.500	791
windturbine_number	0.326	0.983	0	9	791
windturbine_sumdist	742.731	2,299.274	0.000	19,209.920	791
market_nr	6.129	7.941	1	36	791
stream	598.767	721.620	12.795	6,847.711	791
lag_price	2,688,907.000	2,197,034.000	175,000.000	14,650,000.000	791
low_basement	10.225	30.244	0	230	791
basement	26.612	47.073	0	230	791
mindste_havkote	1.785	1.529	0.000	29.303	791

Continued

mindste_mm_nedboer_dybde_0cm	63.133	64.032	15	151 791
mindste_mm_nedboer_dybde_10cm	90.372	66.290	15	151 791
mindste_mm_nedboer_dybde_20cm	111.671	60.184	15	151 791
gentagelsesperiode_vandloeb	1,615.322	764.190	20	2,000 791
grundvandsdybde_sommer	1.206	0.725	-0.090	6.500 791
grundvandsdybde_vinter	0.895	0.598	-0.230	4.790 791
sands_grundvandsdybde_u_1m	0.668	0.386	0.000	1.000 791
sands_grundvandsdybde_u_2m	0.971	0.144	0.001	1.000 791
date_rank	1.478	1.270	1	6 791
cost_inf	514,982.900	677,582.600	1,667.634	4,664,564.000 791

A.4 Deskriptiv statistik for dummy variable for enfamiliehuse og rækkehuse ramt af stormflod.

	0	1
farmhouse	791	0
single_family_house	97	694
rowhouse	694	97
summerhouse	791	0
apartment	791	0
dorm	791	0
bath	7	784
car_park	733	58
car_park_double	764	27
brick	235	556
lightweight_concrete	749	42
timbered	766	25
wood	632	159
concrete	791	0
Builtup_roof	765	26
flet_roof	707	84
fibercement_asbestos_roof	599	192
cement_roof	650	141
tile_roof	510	281
metalplate_roof	774	17
thatch_roof	769	22
fibercement_roof	776	15
green_roof	791	0
district_heating	614	177
central_heating	462	329
heatpump_heating	661	130
stove_heating	785	6
electric_heating	644	147
stove_supplementheating	532	259
solar_supplementheating	785	6
electric_supplementheating	785	6
heatpump_supplementheating	783	8
Renovation70s	739	52
Renovation80s	752	39
Renovation90s	733	58
Renovation00s	713	78
Renovation10s	753	38
elevator	791	0
building_preservation	769	22
asbestors_materials	790	1
privately_owned	29	762
non_profit_housing_owned	786	5
company_owned	779	12
community_owned	791	0
NGO_owned	791	0
government_owned	779	12
Bornholm	790	1
Byen_Koebenhavn	785	6
Fyn	755	36
Koebenhavns_omegn	751	40
Nordjylland	760	31
Nordsjaelland	534	257

<i>Continued</i>		
Oestjylland	765	26
Oestsjaelland	552	239
Sydjylland	776	15
Vest_Sydsjaelland	663	128
Vestjylland	779	12
fdate_05_01_2017	715	76
fdate_06_12_2013	106	685
fdate_10_01_2015	779	12
fdate_27_12_2016	777	14
fdate_29_10_2017	787	4
fdate_29_11_2015	791	791
Energy_code_1	349	442
Energy_code_2	779	12
Energy_code_3	457	334
Energy_code_5	789	2
Energy_code_6	790	1
zone_Byzone	92	699
zone_Landzone	707	84
zone_Sommerhusomraade	783	8

A.1.3 Stormflodsdata for sommerhuse

I dette underafsnit præsenteres deskriptiv statistik for sommerhuse oversvømmet af stormflod opdelt i to tabeller, der indeholder henholdsvis kontinuerte variable og dummy variable.

A.5 Deskriptiv statistik for kontinuerte variable for sommerhuse ramt af stormflod.

Statistik	Mean	St. Dev.	Min	Max	N
size	70.816	28.728	21	308	1,142
rooms	3.426	1.127	1	11	1,142
toilets	1.071	0.267	1	3	1,142
floor	1.012	0.110	1	2	1,142
outhouse	1.994	5.954	0	56	1,142
bussiness_size	0.004	0.148	0	5	1,142
building_size	71.822	27.961	21	295	1,142
building_floor	1.012	0.110	1	2	1,142
building_bussiness_size	0.004	0.148	0	5	1,142
age	45.976	27.102	0	245	1,142
year_of_built	1,974.024	27.102	1,775	2,020	1,142
major_renovations	687.156	947.259	0	2,019	1,142
number_of_owners	1.579	2.139	1	37	1,142
urban_size	1,679,641.000	2,059,328.000	0.000	17,942,814.000	1,142
forest_distance	329.316	303.302	0.000	3,126.631	1,142
forest_size	1,916,999.000	4,747,384.000	10,000.020	40,224,829.000	1,142
forests_fragmentationratio	0.385	0.126	0.046	0.949	1,142
forest_conifer	122.669	697.611	0	4,584	1,142
forest_broadleaf	384.193	2,147.810	0	14,564	1,142
forest_sumsizes	3,211,447.000	6,067,960.000	0.000	40,668,288.000	1,142
forest_large	2,047.455	2,475.569	0.000	10,328.890	1,142
forest_medium	2,209.964	1,469.097	0.000	14,688.800	1,142
forest_little	441.627	381.715	0.000	3,115.095	1,142
large_lake	7,640.803	5,008.827	58.616	20,016.530	1,142
medium_lake	1,894.780	1,863.425	50.260	9,240.352	1,142
small_lake	521.164	330.271	19.324	1,704.198	1,142
coastline_distance	211.946	186.016	3.848	1,464.765	1,142
harbour_distance	2,829.083	2,359.422	3.848	10,709.880	1,142
highway_distance	27,797.740	12,779.260	1,487.268	36,959.580	1,142
powerline_distance	4,260.927	2,949.926	41.499	14,677.360	1,142
railway_distance	7,629.738	7,648.132	52.945	57,000.000	1,142

Continued

trainstation_distance	11,445.620	14,028.860	746.933	60,000.000	1,142
lake_distance	501.735	333.487	19.324	1,704.198	1,142
lake_size	8,945.793	61,978.740	300.797	1,033,676.000	1,142
largeroad_distance	2,389.892	2,171.184	7.842	56,000.000	1,142
urban_diversity	1.035	2.508	0	36	1,142
wetland_distance	377.188	498.124	0.000	2,601.664	1,142
windturbine_distance	4,361.806	3,248.581	739.816	48,498.550	1,142
windturbine_capacity	447.971	489.022	55	3,300	1,142
windturbine_height	35.416	11.630	18.000	94.000	1,142
windturbine_number	0.757	1.500	0	9	1,142
windturbine_sumdist	1,739.224	3,409.425	0.000	21,463.150	1,142
market_nr	7.977	7.347	2	37	1,142
stream	1,471.819	2,771.333	7.447	12,797.440	1,142
lag_price	927,261.900	498,863.900	272,500.000	4,000,000.000	1,142
low_basement	0.114	2.309	0	60	1,142
basement	0.598	5.352	0	77	1,142
mindste_havkote	1.504	0.717	-0.505	14.518	1,142
mindste_mm_nedboer_dybde_0cm	63.283	61.254	15	151	1,142
mindste_mm_nedboer_dybde_10cm	92.151	62.056	15	151	1,142
mindste_mm_nedboer_dybde_20cm	120.814	49.031	15	151	1,142
gentagelsesperiode_vandloeb	1,846.462	522.671	20	2,000	1,142
grundvandsdybde_sommer	0.878	0.493	-0.130	4.160	1,142
grundvandsdybde_vinter	0.618	0.422	-0.130	4.050	1,142
sands_grundvandsdybde_u_1m	0.794	0.335	0.000	1.000	1,142
sands_grundvandsdybde_u_2m	0.989	0.084	0.011	1.000	1,142
date_rank	1.462	1.231	1	6	1,142
cost_inf	405,543.000	380,334.000	1,146.140	2,752,290.000	1,142

A.6 Deskriptiv statistik for dummy variable for sommerhuse ramt af stormflod.

	0	1
farmhouse	1142	0
single_family_house	1142	0
rowhouse	1142	0
summerhouse	0	1142
apartment	1142	0
dorm	1142	0
bath	104	1038
car_park	1131	11
car_park_double	1140	2
brick	1073	69
lightweight_concrete	1057	85
timbered	1138	4
wood	184	958
concrete	1141	1
Builtup_roof	1124	18
flet_roof	827	315
fibercement_asbestos_roof	711	431
cement_roof	985	157
tile_roof	1089	53
metalplate_roof	1102	40
thatch_roof	1105	37
fibercement_roof	1075	67
green_roof	1142	0
district_heating	1142	0
central_heating	1125	17
heatpump_heating	982	160
stove_heating	1026	116
electric_heating	318	824
stove_supplementheating	701	441
solar_supplementheating	1142	0
electric_supplementheating	1114	28
heatpump_supplementheating	1112	30

<i>Continued</i>		
Renovation70s	1055	87
Renovation80s	1099	43
Renovation90s	1061	81
Renovation00s	1039	103
Renovation10s	1091	51
elevator	1142	0
building_preservation	1140	2
asbestors_materials	1141	1
privately_owned	60	1082
non_profit_housing_owned	1142	0
company_owned	1120	22
community_owned	1142	0
NGO_owned	1108	34
government_owned	1138	4
Fyn	1045	97
Nordjylland	1127	15
Nordsjaelland	701	441
Oestjylland	1115	27
Oestsjaelland	1113	29
Sydjylland	1089	53
Vest_Sydsjaelland	712	430
Vestjylland	1092	50
fdate_05_01_2017	1072	70
fdate_06_12_2013	161	981
fdate_10_01_2015	1113	29
fdate_27_12_2016	1098	44
fdate_29_10_2017	1125	17
fdate_29_11_2015	1141	1
Energy_code_1	573	569
Energy_code_2	1027	115
Energy_code_3	695	447
Energy_code_4	1134	8
Energy_code_5	1141	1
Energy_code_6	1140	2
zone_Byzone	1103	39
zone_Landzone	1072	70
zone_Sommerhusomraade	109	

A.2 Deskriptiv for skybrud data

I det følgende afsnit præsenteres deskriptiv statistik for skybrudsdata. Afsnittet er fordelt på tre underafsnit, der præsenterer henholdsvis statistik for samtlige oversvømmede boliger, oversvømmede enfamiliehuse og rækkehuse, samt oversvømmede lejligheder.

A.2.1 Samlede data for skybrud

I dette underafsnit præsenteres deskriptiv statistik for alle typer af boliger oversvømmet af skybrud opdelt i to tabeller, der indeholder henholdsvis kontinuerte variable og dummy variable.

A.7 Deskriptiv statistik for kontinuerte variable for alle typer boliger ramt af skybrud.

Statistik	Mean	St. Dev.	Min	Max	N
size	124.799	56.956	10	2,910	39,088
rooms	4.392	1.752	1	57	39,088
toilets	1.536	0.730	-1	48	39,088
floor	1.470	1.156	-1	15	39,088
outhouse	1.637	12.753	0	1,300	39,088
bussiness_size	0.726	8.602	-337	970	39,088
building_size	1,475.861	3,135.660	22	65,334	39,088
building_floor	2.446	1.902	1	30	39,088
building_bussiness_size	97.240	548.490	0	24,994	39,088
age	82.910	33.371	0	400	39,088

Continued

year_of_built	1,937.090	33.371	1,620	2,020	39,088
major_renovations	546.586	884.753	0	2,020	39,088
number_of_owners	1.449	0.649	1	18	39,088
urban_size	28,886,940.000	21,372,625.000	0.000	97,687,769.000	39,088
forest_distance	810.866	542.106	0.000	2,536.294	39,088
forest_size	191,119.600	1,072,103.000	10,019.460	50,806,868.000	39,088
forests_fragmentationratio	0.325	0.161	0.029	0.950	39,088
forest_conifer	6.920	174.726	0	25,166	39,088
forest_broadleaf	46.158	469.002	0	35,970	39,088
forest_sumsizes	593,865.800	2,182,586.000	0.000	55,916,456.000	39,088
forest_large	2,410.834	1,431.584	0.000	6,383.570	39,088
forest_medium	2,047.289	1,147.704	8.378	8,211.548	39,088
forest_small	745.744	439.327	4.983	2,204.327	39,088
large_lake	1,769.466	1,639.635	18.847	28,063.480	39,088
medium_lake	1,112.019	607.763	8.172	4,996.092	39,088
small_lake	830.860	540.346	1.735	2,529.986	39,088
coastline_distance	4,094.877	7,131.405	7.473	43,000.000	39,088
harbour_distance	4,015.658	5,862.357	7.473	34,250.780	39,088
highway_distance	2,761.094	4,957.469	13.709	38,696.230	39,088
powerline_distance	19,228.700	22,394.510	32.429	58,000.000	39,088
railway_distance	1,179.567	5,131.974	0.036	57,000.000	39,088
trainstation_distance	1,719.457	5,444.472	25.041	60,000.000	39,088
lake_distance	577.078	366.430	1.735	2,032.660	39,088
lake_size	68,681.530	387,978.900	300.707	39,551,594.000	39,088
largeroad_distance	373.456	333.624	6.623	6,546.751	39,088
urban_diversity	39.177	15.082	0	62	39,088
wetland_distance	2,207.804	1,278.642	10.782	5,664.216	39,088
windturbine_distance	9,146.183	13,585.810	197.869	56,000.000	39,088
windturbine_capacity	687.068	766.207	45	3,600	39,088
windturbine_height	40.574	19.734	0.100	91.500	39,088
windturbine_number	0.622	1.553	0	24	39,088
windturbine_sumdist	1,500.933	3,808.570	0.000	53,614.020	39,088
market_nr	2.602	5.449	1	35	39,088
low_basement	203.250	582.412	-246	12,897	39,088
basement	335.338	675.570	-246	18,045	39,088
mindste_havkote	13.619	18.730	0.000	300.000	39,088
mindste_mm_nedboer_dybde_0cm	54.214	60.760	15	151	39,088
mindste_mm_nedboer_dybde_10cm	67.328	65.057	15	151	39,088
mindste_mm_nedboer_dybde_20cm	78.529	66.457	15	151	39,088
gentagelsesperiode_vandloeb	1,990.388	135.501	20	2,000	39,088
grundvandsdybde_sommer	1.992	0.750	-0.140	8.640	39,088
grundvandsdybde_vinter	1.562	0.683	-0.200	7.590	39,088
sands_grundvandsdybde_u_1m	0.756	0.322	0.000	1.000	39,088
sands_grundvandsdybde_u_2m	0.969	0.155	0.000	1.000	39,088
date_rank	2.572	2.137	1	10	39,088
cost_inf	68,244.280	143,144.000	1,000.370	9,507,702.000	39,088

A.8 Deskriptiv statistik for dummy variable for alle typer boliger ramt af skybrud.

	0	1
farmhouse	39020	68
single_family_house	21727	17361
rowhouse	33369	5719
summerhouse	39062	26
apartment	23226	15862
dorm	39036	52
bath	1251	37837
car_park	38451	637
car_park_dobble	38923	165
brick	3425	35663
lightweight_concrete	38076	1012
timbered	38918	170
wood	38667	421
concrete	37858	1230
Builtup_roof	37276	1812
flet_roof	34853	4235
fibercement_asbestos_roof	29108	9980
cement_roof	37026	2062
tile_roof	19969	19119
metalplate_roof	38516	572
thatch_roof	39002	86
fibercement_roof	38714	374
green_roof	39070	18
district_heating	12111	26977
central_heating	28054	11034
heatpump_heating	38605	483
stove_heating	38994	94
electric_heating	38610	478
stove_supplementheating	33975	5113
solar_supplementheating	38912	176
electric_supplementheating	39025	63
heatpump_supplementheating	38966	122
Renovation70s	36696	2392
Renovation80s	37456	1632
Renovation90s	37363	1725
Renovation00s	37877	1211
Renovation10s	38396	692
elevator	36769	2319
building_preservation	38211	877
asbestors_materials	39009	79
privately_owned	15761	23327
non_profit_housing_owned	35937	3151
company_owned	37540	1548
community_owned	33727	5361
NGO_owned	38126	962
government_owned	34349	4739
Bornholm	38810	278
Byen_Koebenhavn	17567	21521
Fyn	38356	732
Koebenhavns_omegn	27408	11680
Nordjylland	38413	675
Nordsjaelland	36705	2383
Oestjylland	38768	320

<i>Continued</i>		
Oestsjaelland	38464	624
Sydjylland	38523	565
Vest_Sydsjaelland	38879	209
Vestjylland	38987	101
fdate_2010_08_14	32372	6716
fdate_2011_07_02	11754	27334
fdate_2011_08_14	38945	143
fdate_2011_08_26	38661	427
fdate_2012_06_29	38956	132
fdate_2012_08_06	38657	431
fdate_2012_08_26	38712	376
fdate_2014_05_23	38241	847
fdate_2014_08_30	36634	2454
fdate_2014_10_16	38860	228
Energy_code_1	5616	33472
Energy_code_2	38162	926
Energy_code_3	34526	4562
Energy_code_4	39061	27
Energy_code_5	38988	100
Energy_code_6	39087	1
zone_Byzone	386	38702
zone_Landzone	38727	361
zone_Sommerhusomraade	39063	25

A.2.2 Skybrudsdata for enfamiliehuse og rækkehuse

I dette underafsnit præsenteres deskriptiv statistik for enfamiliehuse og rækkehuse oversvømmet af skybrud, opdelt i to tabeller, der indeholder henholdsvis kontinuerte variable og dummy variable.

A.9 Deskriptiv statistik for kontinuerte variable for enfamiliehuse og rækkehuse ramt af skybrud.

Statistik	Mean	St. Dev.	Min	Max	N
size	142.792	53.004	22	874	23,080
rooms	5.064	1.597	1	20	23,080
toilets	1.811	0.719	1	8	23,080
floor	1.193	0.418	1	7	23,080
outhouse	2.098	7.369	0	144	23,080
bussiness_size	1.016	8.347	-50	331	23,080
building_size	146.777	228.398	22	12,040	23,080
building_floor	1.193	0.418	1	7	23,080
building_bussiness_size	2.190	57.489	0	6,216	23,080
age	76.121	26.659	0	400	23,080
year_of_built	1,943.879	26.659	1,620	2,020	23,080
major_renovations	656.008	931.049	0	2,020	23,080
number_of_owners	1.627	0.518	1	10	23,080
urban_size	24,368,142.000	20,104,912.000	0.000	97,687,769.000	23,080
forest_distance	687.487	512.108	0.000	2,536.294	23,080
forest_size	262,058.100	1,340,827.000	10,019.460	50,806,868.000	23,080
forests_fragmentationratio	0.339	0.169	0.029	0.950	23,080
forest_conifer	10.372	219.961	0	25,166	23,080
forest_broadleaf	61.018	567.108	0	35,970	23,080
forest_sumsizes	869,307.500	2,582,032.000	0.000	55,916,456.000	23,080
forest_large	1,980.589	1,345.221	0.000	6,368.914	23,080
forest_medium	1,859.967	1,017.618	8.378	8,211.548	23,080

Continued

forest_little	643.038	401.880	4.983	2,204.327	23,080
large_lake	2,075.811	1,887.815	19.843	28,063.480	23,080
medium_lake	1,146.846	660.181	14.455	4,996.092	23,080
small_lake	781.117	547.415	1.735	2,428.438	23,080
coastline_distance	5,131.034	8,439.303	15.904	43,000.000	23,080
habour_distance	5,010.077	6,863.303	15.904	34,250.780	23,080
highway_distance	2,910.181	6,188.502	16.211	38,696.230	23,080
powerline_distance	18,216.510	22,977.760	46.441	58,000.000	23,080
railway_distance	1,589.472	6,488.854	9.072	57,000.000	23,080
trainstation_distance	2,192.349	6,855.486	27.223	60,000.000	23,080
lake_distance	563.101	366.522	1.735	2,032.660	23,080
lake_size	76,011.840	480,588.400	300.707	39,551,594.000	23,080
largeroad_distance	403.355	361.791	6.623	5,643.186	23,080
urban_diversity	31.975	12.893	0	62	23,080
wetland_distance	1,933.643	1,250.695	18.514	5,664.216	23,080
windturbine_distance	11,658.610	15,965.030	197.869	56,000.000	23,080
windturbine_capacity	687.206	824.242	45	3,600	23,080
windturbine_height	37.942	21.764	0.100	91.500	23,080
windturbine_number	0.414	1.179	0	24	23,080
windturbine_sumdist	935.572	2,705.297	0.000	53,614.020	23,080
market_nr	3.338	6.396	1	35	23,080
low_basement	25.214	88.811	-76	4,461	23,080
basement	73.806	102.332	-76	4,461	23,080
mindste_havkote	15.649	14.047	0.873	300.000	23,080
mindste_mm_nedboer_dybde_0cm	59.542	62.909	15	151	23,080
mindste_mm_nedboer_dybde_10cm	73.012	66.127	15	151	23,080
mindste_mm_nedboer_dybde_20cm	84.601	66.577	15	151	23,080
gentagelsesperiode_vandloeb	1,985.332	167.501	20	2,000	23,080
grundvandsdybde_sommer	2.107	0.873	-0.140	8.640	23,080
grundvandsdybde_vinter	1.650	0.801	-0.100	7.590	23,080
sands_grundvandsdybe_u_1m	0.710	0.349	0.000	1.000	23,080
sands_grundvandsdybe_u_2m	0.951	0.191	0.000	1.000	23,080
date_rank	2.525	2.123	1	10	23,080
cost_inf	93,473.020	173,904.200	1,000.370	9,507,702.000	23,080

A.10 Deskriptiv statistik for dummy variable for enfamiliehuse og rækkehuse ramt af skybrud.

	0	1
farmhouse	23080	0
single_family_house	5719	17361
rowhouse	17361	5719
summerhouse	23080	0
apartment	23080	0
dorm	23080	0
bath	465	22615
car_park	22518	562
car_park_double	22945	135
brick	1946	21134
lightweight_concrete	22150	930
timbered	22936	144
wood	22694	386
concrete	22872	208
Builtup_roof	22268	812
flet_roof	20742	2338
fibercement_asbestos_roof	17645	5435
cement_roof	21577	1503
tile_roof	11034	12046
metalplate_roof	22756	324
thatch_roof	23000	80
fibercement_roof	22888	192
green_roof	23075	5
district_heating	11224	11856
central_heating	12773	10307
heatpump_heating	22633	447
stove_heating	23048	32
electric_heating	22655	425
stove_supplementheating	18248	4832
solar_supplementheating	22953	127
electric_supplementheating	23029	51
heatpump_supplementheating	22967	113
Renovation70s	21092	1988
Renovation80s	22007	1073
Renovation90s	22389	691
Renovation00s	22230	850
Renovation10s	22490	590
elevator	23067	13
building_preservation	22530	550
asbestors_materials	23006	74
privately_owned	1733	21347
non_profit_housing_owned	22210	870
company_owned	22889	191
community_owned	22867	213
NGO_owned	22959	121
government_owned	22742	338
Bornholm	22812	268
Byen_Koebenhavn	14904	8176
Fyn	22414	666
Koebenhavns_omegn	13457	9623
Nordjylland	22545	535
Nordsjaelland	20880	2200
Oestjylland	22785	295
Oestsjaelland	22519	561
Sydjylland	22599	481
Vest_Sydsjaelland	22894	186
Vestjylland	22991	89
fdate_2010_08_14	17879	5201
fdate_2011_07_02	8435	14645
fdate_2011_08_14	22949	131
fdate_2011_08_26	22692	388
fdate_2012_06_29	22969	111
fdate_2012_08_06	22774	306
fdate_2012_08_26	22729	351
fdate_2014_05_23	22331	749
fdate_2014_08_30	22091	989
fdate_2014_10_16	22871	209
Energy_code_1	2756	20324
Energy_code_2	22570	510
Energy_code_3	20914	2166

<i>Continued</i>		
Energy_code_4	23066	14
Energy_code_5	23015	65
Energy_code_6	23079	1
zone_Byzone	295	22785
zone_Landzone	22789	291
zone_Sommerhusomraade	23076	4

A.2.3 Skybrudsdata for lejligheder

I dette underafsnit præsenteres deskriptiv statistik for lejligheder oversvømmet af skybrud, opdelt i to tabeller der indeholder henholdsvis kontinuerte variable og dummy variable.

A.11 Deskriptiv statistik for kontinuerte variable for lejligheder ramt af skybrud.

Statistik	Mean	St. Dev.	Min	Max	N
size	98.160	46.513	11	2,910	15,862
rooms	3.407	1.343	1	56	15,862
toilets	1.138	0.532	-1	48	15,862
floor	1.874	1.657	-1	15	15,862
outhouse	0.969	17.910	0	1,300	15,862
bussiness_size	0.296	8.937	-337	970	15,862
building_size	3,409.380	4,213.387	50	65,334	15,862
building_floor	4.269	1.733	1	30	15,862
building_bussiness_size	235.163	836.923	0	24,994	15,862
age	92.788	38.893	0	396	15,862
year_of_built	1,927.212	38.893	1,624	2,020	15,862
major_renovations	385.382	784.392	0	2,020	15,862
number_of_owners	1.193	0.730	1	18	15,862
urban_size	35,616,440.000	21,360,867.000	0.000	97,687,769.000	15,862
forest_distance	993.062	533.271	9.675	2,475.424	15,862
forest_size	86,068.420	421,969.700	10,019.460	10,456,794.000	15,862
forests_fragmentationratio	0.304	0.147	0.033	0.753	15,862
forest_conifer	1.657	59.611	0	3,166	15,862
forest_broadleaf	23.758	248.922	0	10,861	15,862
forest_sumsizes	181,920.900	1,211,524.000	0.000	54,337,470.000	15,862
forest_large	3,041.585	1,313.564	21.760	6,383.570	15,862
forest_medium	2,323.014	1,264.201	10.191	5,579.565	15,862
forest_small	897.292	447.617	11.279	2,004.687	15,862
large_lake	1,313.196	1,002.390	18.847	24,852.270	15,862
medium_lake	1,062.176	516.532	8.172	4,715.589	15,862
small_lake	906.365	520.682	8.261	2,529.986	15,862
coastline_distance	2,569.260	4,128.493	7.473	43,000.000	15,862
habour_distance	2,536.405	3,376.897	7.473	33,120.560	15,862
highway_distance	2,472.985	1,525.196	13.709	28,893.480	15,862
powerline_distance	20,789.430	21,454.440	32.429	58,000.000	15,862
railway_distance	547.838	1,325.023	0.036	57,000.000	15,862
trainstation_distance	993.170	1,573.048	25.041	60,000.000	15,862
lake_distance	599.613	365.225	8.172	1,940.689	15,862
lake_size	57,599.430	169,106.200	301.528	9,351,515.000	15,862
largeroad_distance	325.280	258.758	7.336	2,430.731	15,862
urban_diversity	49.834	10.991	0	62	15,862
wetland_distance	2,614.504	1,208.012	10.782	5,582.483	15,862
windturbine_distance	5,528.730	7,827.147	750.036	56,000.000	15,862
windturbine_capacity	685.962	673.806	55	3,600	15,862
windturbine_height	44.985	14.211	22.000	90.000	15,862
windturbine_number	0.924	1.934	0	10	15,862

Continued

windturbine_sumdist	2,319.376	4,881.057	0.000	25,552.120	15,862
market_nr	1.489	3.290	1	34	15,862
low_basement	462.571	841.826	-246	12,897	15,862
basement	716.403	928.068	-246	18,045	15,862
mindste_havkote	10.527	23.335	0.000	300.000	15,862
mindste_mm_nedboer_dybde_0cm	46.377	56.548	15	151	15,862
mindste_mm_nedboer_dybde_10cm	58.931	62.509	15	151	15,862
mindste_mm_nedboer_dybde_20cm	69.542	65.259	15	151	15,862
gentagelsesperiode_vandloeb	1,997.906	61.951	20	2,000	15,862
grundvandsdybde_sommer	1.824	0.468	-0.130	7.220	15,862
grundvandsdybde_vinter	1.435	0.424	-0.200	6.620	15,862
sands_grundvandsdybde_u_1m	0.824	0.262	0.000	1.000	15,862
sands_grundvandsdybde_u_2m	0.994	0.069	0.000	1.000	15,862
date_rank	2.634	2.149	1	10	15,862
cost_inf	31,708.230	64,208.840	1,001.586	1,864,321.000	15,862

A.12 Deskriptiv statistik for dummy variable for lejligheder ramt af skybrud.

	0	1
<i>farmhouse</i>	15862	0
<i>single_family_house</i>	15862	0
<i>rowhouse</i>	15862	0
<i>summerhouse</i>	15862	0
<i>apartment</i>	15862	0
<i>dorm</i>	15862	0
<i>bath</i>	773	15089
<i>car_park</i>	15792	70
<i>car_park_double</i>	15833	29
<i>brick</i>	1425	14437
<i>lightweight_concrete</i>	15783	79
<i>timbered</i>	15839	23
<i>wood</i>	15849	13
<i>concrete</i>	14862	1000
<i>Builtup_roof</i>	14884	978
<i>flet_roof</i>	13985	1877
<i>fibercement_asbestos_roof</i>	11356	4506
<i>cement_roof</i>	15320	542
<i>tile_roof</i>	8823	7039
<i>metalplate_roof</i>	15618	244
<i>thatch_roof</i>	15862	0
<i>fibercement_roof</i>	15684	178
<i>green_roof</i>	15849	13
<i>district_heating</i>	793	15069
<i>central_heating</i>	15186	676
<i>heatpump_heating</i>	15850	12
<i>stove_heating</i>	15804	58
<i>electric_heating</i>	15822	40
<i>stove_supplementheating</i>	15609	253
<i>solar_supplementheating</i>	15813	49
<i>electric_supplementheating</i>	15851	11
<i>heatpump_supplementheating</i>	15853	9
<i>Renovation70s</i>	15469	393
<i>Renovation80s</i>	15315	547
<i>Renovation90s</i>	14834	1028
<i>Renovation00s</i>	15518	344
<i>Renovation10s</i>	15766	96
<i>elevator</i>	13578	2284
<i>building_preservation</i>	15538	324
<i>asbestors_materials</i>	15861	1
<i>privately_owned</i>	13968	1894
<i>non_profit_housing_owned</i>	13592	2270
<i>company_owned</i>	14519	1343
<i>community_owned</i>	10715	5147
<i>NGO_owned</i>	15052	810
<i>government_owned</i>	11464	4398
<i>Bornholm</i>	15855	7

<i>Continued</i>		
<i>Byen_Koebenhavn</i>	2563	13299
<i>Fyn</i>	15809	53
<i>Koebenhavns_omegn</i>	13821	2041
<i>Nordjylland</i>	15725	137
<i>Nordsjaelland</i>	15704	158
<i>Oestjylland</i>	15840	22
<i>Oestsjaelland</i>	15805	57
<i>Sydjylland</i>	15795	67
<i>Vest_Sydsjaelland</i>	15851	11
<i>Vestjylland</i>	15852	10
<i>fdate_2010_08_14</i>	14376	1486
<i>fdate_2011_07_02</i>	3241	12621
<i>fdate_2011_08_14</i>	15855	7
<i>fdate_2011_08_26</i>	15831	31
<i>fdate_2012_06_29</i>	15843	19
<i>fdate_2012_08_06</i>	15738	124
<i>fdate_2012_08_26</i>	15840	22
<i>fdate_2014_05_23</i>	15788	74
<i>fdate_2014_08_30</i>	14400	1462
<i>fdate_2014_10_16</i>	15846	16
<i>Energy_code_1</i>	2808	13054
<i>Energy_code_2</i>	15451	411
<i>Energy_code_3</i>	13513	2349
<i>Energy_code_4</i>	15849	13
<i>Energy_code_5</i>	15827	35
<i>zone_Byzone</i>	1	15861
<i>zone_Landzone</i>	15861	1

Bilag B - Modelresultater

Dette bilag indeholder en detaljeret præsentation af estimerne fra de forskellige modeller anvendt i analysen af de samlede skadesomkostninger forårsaget af stormflod og skybrud. Modelestimerne beskriver sammenhængen mellem skadesomkostninger og boligkarakteristika. Dette giver en forståelse af hvilke variable, der driver de økonomiske konsekvenser forbundet med oversvømmelser af boliger som følge af stormflod og skybrud.

De præsenterede modeller omfatter:

- Den simple regressionsmodel: Dette er den grundlæggende statistiske model, der anvender en traditionel regressionsanalyse til at vurdere skadesomkostninger.
- Den klassiske økonometriske model: Først introduceret af Panduro & Taleb (2023). Denne model benytter avancerede økonometriske teknikker for at tilbyde præcise estimer, som er robuste overfor statistiske udfordringer som multikollinearitet og heteroskedasticitet.
- Kitchensink stepwise regressionsmodel: Denne tilgang anvender en trinvis selektionsproces til systematisk at inkludere eller udelukke forklarende variable baseret på deres statistiske signifikans og bidrag til modelens forklarende kraft.
- Gradient boosted decision tree-model: Som en del af machine learning-teknikkerne, anvender denne model en ensemble-metode, der kombinerer flere beslutningstræer for at forbedre præcisionen og håndtere ikke-lineære sammenhænge mellem forklarende variable og responsvariabel.

Estimerne er opdelt efter type af bolig og hændelse:

- Stormflod: Alle boliger, enfamiliehuse og rækkehuse, samt sommerhuse.
- Skybrud: Alle boliger, enfamiliehuse og rækkehuse, samt lejligheder.

Hver sektion i dette bilag indeholder en tabel over de relevante modelestimer sammen med en diskussion af deres implikationer. Formålet er at tilvejebringe en klar og omfattende sammenligning af, hvordan forskellige modeller og deres antagelser påvirker estimerne af skadesomkostninger, og hvordan disse varierer mellem forskellige typer af boliger og de to hændelsestyper. Bemærk at det simple gennemsnit fra rapporten ikke får et selvstændigt underbilag da gennemsnittet bliver præsenteret i tabel 8 i rapporten.

B.1 Stormflod

I denne sektion præsenteres de modelbaserede estimer for skadesomkostninger forårsaget af stormflod. Estimerne omfatter data for forskellige boligtyper, herunder enfamiliehuse, rækkehuse og sommerhuse. Hver modeltilgang, fra simple regressioner til avancerede beslutningstræer, belyser de unikke skadeeffekter og økonomiske konsekvenser af stormflod.

B.1.1 Simpel regressionsmodel for stormflod

Dette underafsnit præsenterer resultaterne fra den simple regressionsmodel, hvor skadesomkostninger ved stormflod analyseres i forhold til boligens kvadratmeter. Modellen afslører en signifikant positiv relation mellem størrelsen

på boliger og omkostningerne til skader, hvilket indikerer, at større boliger typisk oplever højere skadesomkostninger.

Resultaterne viser, at boligstørrelse er en afgørende faktor i vurderingen af risiko og skadesomfang ved stormfloder. For eksempel varierer koefficienterne for skadesomkostninger fra 2,800 DKK, i enfamiliehuse til 5,303 DKK i alle boliger, hvilket reflekterer forskellen i skaderelaterede omkostninger afhængigt af boligtypen og størrelse. Disse fund er vigtige for risikostyring og kan guide forsikringselskaber i prissætning af policer.

Med en R²-værdi på op til 0.532 for alle boliger, illustrerer modellen en stærk forklaringskraft, hvilket understreger dens relevans for økonomisk planlægning og politikudformning relateret til oversvømmelsesrisiko.

B.1 Estimerne af den simple regressionsmodel for stormflod.

	<i>Dependent variable: Oversvømmelseskade</i>		
	Alle boliger	Enfamiliehuse og rækkehuse	Alle boliger
size	3,039.194*** (120.785)	2,800.521*** (155.271)	5,303.274*** (147.398)
Observations	2,057	791	1,142
R ²	0.235	0.292	0.532
Adjusted R ²	0.235	0.291	0.531
Residual Std. Error	691,933.200 (df = 2056)	716,445.600 (df = 790)	380,637.800 (df = 1141)
F Statistic	633.132*** (df = 1; 2056)	325.310*** (df = 1; 790)	1,294.511*** (df = 1; 1141)

Note: *p**p***p<0.01

B.1.2 Den klassiske økonometriske model for stormflod

I dette underkapitel præsenteres resultaterne fra den klassiske økonometriske model, hvor skadesomkostningerne ved stormflod analyseres som en funktion af boligens kvadratmeter samt andre relevante boligkarakteristika. Modellen er implementeret separat for alle typer boliger, enfamiliehuse og rækkehuse samt lejligheder, hvilket gør det muligt at isolere effekterne af boligtype på de økonomiske tab under stormflodshændelser.

Analysen afslører flere interessante fund. Mindste havkote har en signifikant negativ effekt på skadesomkostningerne i alle boligkategorier. Dette indikerer, at boliger beliggende i lavere områder tættere på havniveau, oplever højere skadesomkostninger. Størrelse på boligen har en varieret effekt. Mens det for enfamiliehuse og rækkehuse viser en negativ sammenhæng, er der ingen signifikant effekt i lejligheder.

Kælder (low basement og basement) viser også varierende effekter, med generelt negativ sammenhæng i alle boligkategorier, hvilket indikerer, at tilstedeværelsen af en kælder øger risikoen for større skader under oversvømmelser.

Yderligere indflydelser såsom byggematerialer (brick og wood) og opvarmningssystemer (district heating, central heating) viser også vigtige bidrag til modellens forklarende kraft, dog med varierende grad af effekt på tværs af de forskellige boligtyper.

Disse fund understreger kompleksiteten og flerdimensionaliteten af de faktorer, der bidrager til skadesomkostninger ved stormflod. Forståelse af disse

dynamikker er vigtigt for at kunne udvikle strategier der mindsker risikoen i forbindelse med stormflodshændelser

B.2 Estimer af den klassiske økonometriske model for stormflod, først publicerede af Panduro & Taleb (2023).

	Dependent variable: Oversvømmelsesskade		
	Alle boliger	Enfamiliehuse og rækkehuse	Lejligheder
mindste_havkote	-0.296*** (0.070)	-0.587*** (0.130)	-0.239*** (0.058)
Size	0.002** (0.001)	-0.003*** (0.001)	-0.001 (0.002)
low_basement	0.001 (0.003)	0.0003 (0.003)	-0.031 (0.086)
Basement	-0.008*** (0.003)	-0.006** (0.003)	-0.016 (0.012)
building_size	0.00002 (0.0002)	0.004*** (0.001)	0.011*** (0.002)
brick	-0.014 (0.122)	0.021 (0.141)	-0.179 (0.159)
wood	0.258** (0.111)	0.156 (0.138)	0.159* (0.090)
district_heating	0.232 (0.633)	2.771 (70.354)	
central_heating	0.415 (0.619)	2.949 (70.354)	0.090 (0.402)
heatpump_heating	0.957 (0.613)	3.355 (70.354)	0.546 (0.335)
stove_heating	0.554 (0.629)	2.657 (70.359)	0.435 (0.340)
electric_heating	0.662 (0.611)	2.983 (70.354)	0.386 (0.331)
single_family_house	-0.427* (0.219)	0.433** (0.210)	
rowhouse	-0.671*** (0.250)		
summerhouse	-0.880*** (0.229)		
farmhouse	-0.280 (0.478)		
Renovation70s	-0.211 (0.152)	0.082 (0.194)	-0.297** (0.115)
Renovation80s	-0.137 (0.176)	-0.395 (0.340)	-0.147 (0.137)
Renovation90s	-0.050 (0.108)	0.016 (0.136)	-0.081 (0.087)
Renovation00s	-0.014 (0.087)	0.086 (0.096)	-0.202** (0.083)
Renovation10s	-0.160 (0.114)	-0.168 (0.121)	-0.295** (0.122)
fdate_05_01_2017	0.501 (1.435)	0.345 (3.706)	0.452 (0.847)
fdate_06_12_2013	1.737 (1.393)	1.913 (3.656)	1.239 (0.818)

<i>Continued</i>			
fdate_10_01_2015	1.012 (1.514)	1.517 (3.882)	0.411 (0.901)
fdate_29_11_2015	1.831 (1.797)		1.372 (2.338)
fdate_27_12_2016	0.647 (1.464)	0.174 (3.812)	0.549 (0.856)
l(log(lag_price))	0.214*** (0.070)	0.468*** (0.107)	-0.282*** (0.066)
coastline_distance	0.0001 (0.0001)	-0.0001 (0.0001)	0.0001 (0.0001)
wetland_distance	-0.0001** (0.0001)	-0.0003*** (0.0001)	0.0002*** (0.0001)
Constant	8.671*** (1.838)	2.273 (70.462)	14.640*** (1.277)
Observations	2,057	791	1,142
Log Likelihood	-30,298.120	-11,584.220	-16,160.550
Akaike Inf. Crit.	60,656.240	23,220.440	32,371.100
Note:			*p**p***p<0.01

B.1.3 Kitchensink stepwise regressionsmodel for stormflod

Dette underkapitel præsenterer estimaterne fra en kitchensink stepwise regressionsmodel, hvor den afhængige variabel er skadesomkostningerne ved stormflod. Modellen anvender både fremad- og tilbageskridende skridt, baseret på AIC, og vælger de mest relevante variabler for hver boligkategori: alle boliger, enfamiliehuse og rækkehuse, samt lejligheder. Denne teknik sikrer en omhyggelig og præcis modeltilpasning, der reflekterer de faktorer, der mest signifikant påvirker skadesomkostningerne i forskellige boligtyper.

Modelresultaterne afslører forskellige signifikante variabler, der spiller en central rolle i bestemmelsen af skadesomkostningerne. Typen af bolig og størrelsen af boligen forklarer en betydelig del af skadesomkostningerne.

Modellerne inkluderer desuden byggematerialer som letbeton (lightweight_concrete) og forskellige tagtyper som fladt tag (Builtup_roof) og stråtag (thatch_roof), som hver især bidrager til en dybere forståelse af, hvordan materialevalg og bygningsdesign kan påvirke skadesrisikoen under stormflodsforhold. Disse resultater er afgørende for at forstå, hvordan forskellige boligattributter potentielt bidrager til skader under ekstreme vejrforhold.

B.3 Modelestimater som resultat af en stepwise regressionsanalyse for stormflod.

	Dependent variable: Skadesomkostning		
	Alle boliger	Enfamiliehuse og rækkehuse	Lejligheder
single_family_house	0.785*** (0.103)		
Rowhouse	0.729*** (0.192)		
Size	0.003*** (0.001)	0.002** (0.001)	-0.008*** (0.002)
Floor	-0.941*** (0.184)		
car_park	0.256*** (0.076)	0.212*** (0.070)	
car_park_dobble			-1.443*** (0.366)
Outhouse			-0.018*** (0.004)
building_size	-0.001*** (0.0003)		0.017*** (0.002)
building_floor	1.036*** (0.152)		
lightweight_concrete	-0.192 (0.131)		-0.155 (0.123)
Builtup_roof	0.988*** (0.380)		
flet_roof	0.324 (0.363)		
Timbered			0.202 (0.333)
fibercement_asbestos_roof	0.614* (0.361)		0.203*** (0.049)
cement_roof	0.541 (0.361)		0.272*** (0.051)
tile_roof	0.607* (0.362)		
metalplate_roof	0.460 (0.389)		
thatch_roof	0.757* (0.432)		0.515*** (0.169)
central_heating			-0.036 (0.172)
Wood		0.189*** (0.068)	-0.086 (0.086)
fibercement_roof	0.540 (0.373)	0.401*** (0.152)	
heatpump_heating	0.505*** (0.087)	0.247*** (0.070)	0.166*** (0.045)
stove_heating	0.368** (0.173)		
electric_heating	0.384*** (0.095)		
heatpump_supplementheating	0.381*** (0.113)		0.222*** (0.077)

Continued

stove_supplementheating		-0.221***	
		(0.069)	
Age	-0.014***	-0.009***	-0.007***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)
Renovation00s	0.278***		
	(0.081)		
privately_owned	0.793***		-0.979***
	(0.262)		(0.136)
non_profit_housing_owned	0.455		
	(0.390)		
community_owned	-1.157		
	(17.156)		
NGO_owned	1.682***		
	(0.353)		
company_owned			-1.099***
			(0.230)
urban_size			-0.00000***
			(0.00000)
forest_distance			0.0002
			(0.0001)
forests_fragmentationratio			0.307
			(0.194)
forest_sumsize	0.000***		0.00000***
	(0.000)		(0.000)
forest_large			-0.0001***
			(0.00002)
forest_little			-0.0004***
			(0.0001)
medium_lake	0.0001***		0.0001***
	(0.00003)		(0.00003)
forest_size		0.00000***	
		(0.000)	
habour_distance		-0.0003***	
		(0.0001)	
powerline_distance	0.00001	-0.00004***	
	(0.00001)	(0.00001)	
small_lake			-0.0002***
			(0.0001)
coastline_distance			-0.0002*
			(0.0001)
largeroad_distance	0.00005***	0.0002***	0.00003*
	(0.00001)	(0.0001)	(0.00002)
wetland_distance	-0.0004***		-0.0003***
	(0.0001)		(0.0001)
windturbine_distance	-0.00001	-0.00002***	0.00003***
	(0.00001)	(0.00001)	(0.00001)
windturbine_sumdist		-0.0001	
		(0.0001)	
market_nr		-0.047**	-0.047***
		(0.019)	(0.007)
Stream			0.0001***
			(0.00003)
lag_price			-0.00000***
			(0.00000)

Continued

Basement	-0.006*** (0.002)	-0.003* (0.002)	-0.020* (0.012)
mindste_mm_nedboer_dybde_10cm	-0.001** (0.0004)		
grundvandsdybde_vinter	-0.141** (0.060)	-0.259*** (0.067)	
Byen_Koebenhavn		2.811 (5.872)	
Koebenhavns_omegn		1.770*** (0.474)	
Nordsjaelland	0.362*** (0.091)	0.113 (0.110)	
mindste_mm_nedboer_dybde_0cm			-0.001** (0.0004)
mindste_mm_nedboer_dybde_20cm			-0.001* (0.001)
grundvandsdybde_sommer			-0.339*** (0.056)
date_rank			-0.177*** (0.050)
Vest_Sydsjaelland	-0.123 (0.111)	-0.455** (0.194)	-0.084 (0.064)
fdate_06_12_2013	1.111*** (0.257)	1.297*** (0.450)	
fdate_10_01_2015	0.697 (0.535)		0.320 (0.373)
Energy_code_1	0.263*** (0.051)	0.295*** (0.060)	
trainstation_distance	-0.00001** (0.00001)		
Energy_code_2		0.504*** (0.129)	
Energy_code_5		-0.702 (0.765)	
fdate_27_12_2016			-0.300 (0.258)
Energy_code_4			-0.894** (0.446)
zone_Byzone			0.650*** (0.177)
Constant	10.191*** (0.542)	12.667*** (0.465)	14.549*** (0.250)
Observations	2,057	791	1,142
Log Likelihood	-30,148.060	-11,508.940	-15,958.980
Akaike Inf. Crit.	60,380.110	23,067.880	32,001.960

Note: *p<0.05 **p<0.01 ***p<0.001

B.1.4 Gradient boosted decision tree-model for stormflod

Dette underkapitel omhandler brugen af en gradient boosted decision tree-model til at analysere og forudsige skadesomkostninger ved stormflod. Modellen er implementeret med anvendelse af XGBoost-algoritmen. Denne avancerede model har demonstreret evnen til præcist at modellere komplekse ikke-lineære sammenhænge mellem forskellige prædiktive variabler og skadesomkostninger.

Modellen anvender en konfiguration med 1,000 træer, en trædybde på 4 meter og en minimal node-størrelse på 10. Læringsraten er sat til 0.01, hvilket bidrager til en gradvis og omhyggelig optimering i løbet af læringsprocessen. Denne opsætning er designet til at balancere mellem modelkompleksitet og overfitting, samtidig med at den sikrer tilstrækkelig læringskapacitet til præcist at fange de komplekse mønstre i dataene relateret til stormflodsskader.

Modellens præstation evalueres gennem en række statistikker, herunder Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), og R-squared (R^2), som måler nøjagtigheden og den forklarede variation af data over forskellige boligkategorier:

- Alle boliger: RMSE på 461,919.85 og MAE på 200,722.63 med en R^2 på 0.34, hvilket indikerer, at modellen har en moderat forklarende kraft over den samlede population af boliger.
- Enfamiliehuse og rækkehuse: Her ses en RMSE på 275,653.87 og MAE på 178,646.20, med en relativt høj R^2 på 0.62, hvilket tyder på, at modellen er mere præcis og forklarende for denne specifikke boligkategori.
- Sommerhuse: Denne boligkategori viser en RMSE på 170,425.11 og MAE på 118,989.90 med en R^2 på 0.57, hvilket antyder god modelpræstation og evne til at forudsige skader i sommerhusområder med god nøjagtighed.

B.4 Modelresultaterne af en gradient boosted decision tree-model baseret på stormflods-data.

	RMSE	MAE	R-squared
Alle boliger	461919.85	200722.63	0.34
Enfamiliehuse og rækkehuse	275653.87	178646.20	0.62
Sommerhuse	170425.11	118989.90	0.57

B.2 Skybrud

Her følger en præsentation af estimater fra modellerne anvendt til at evaluere skadesomkostninger relateret til skybrud. Analyserne dækker alle boliger samt specifikke kategorier som enfamiliehuse, rækkehuse og lejligheder. Disse estimater illustrerer, hvordan forskellige modelteknikker adresserer og afkoder de økonomiske påvirkninger af skybrud på forskellige boligtyper.

B.2.1 Simpel regressionsmodel for skybrud

I dette afsnit præsenteres resultaterne fra en simpel regressionsmodel, der estimerer skadesomkostningerne baseret på boligens størrelse for forskellige typer af boliger, som det fremgår af den vedlagte model. Modellen er anvendt på tre forskellige segmenter af boliger:

- Alle boliger: For alle boliger (kolonne 1 i tabellen) har størrelsen en signifikant positiv effekt på skadesomkostningerne med en koefficient på 521.770 ($p < 0.01$), hvilket indikerer at større boliger generelt har højere skadesomkostninger. Modellens R^2 -værdi på 0.204 tyder på, at omkring 20.4 % af variationen i skadesomkostningerne kan forklares af boligens størrelse for denne gruppe.
- Enfamiliehuse og rækkehuse: Blandt enfamiliehuse og rækkehuse (kolonne 2) viser analysen endnu stærkere sammenhænge, hvor størrelsen har en koefficient på 612.435 ($p < 0.01$), og en forklaret varians på 22.3 %, som indikeret af R^2 -værdien.
- Lejligheder (kun for skybrud): For lejligheder påvirket af skybrud (kolonne 3), er effekten af størrelsen på skadesomkostningerne stadig signifikant, men lavere med en koefficient på 290.040 ($p < 0.01$). R^2 -værdien på

0.194 antyder, at cirka 19.4 % af variationen i skadesomkostningerne kan forklares af størrelsen på lejlighederne.

Disse estimater understøtter betydningen af boligens størrelse som en væsentlig faktor i forudsigelsen af skadesomkostninger i forskellige boligtyper og situationer.

B.5 Estimer af den simple regressionsmodel for skybrud.

Dependent variable: Oversvømmelseskade			
	Alle boliger	Enfamiliehuse og rækkehuse	Lejligheder
size	521.770*** (5.217)	612.435*** (7.520)	290.040*** (4.701)
Observations	39,088	23,080	15,862
R ²	0.204	0.223	0.194
Adjusted R ²	0.204	0.223	0.194
Residual Std. Error	141,506.900 (df = 39087)	174,007.100 (df = 23079)	64,308.960 (df = 15861)
F Statistic	10,000.830*** (df = 1; 39087)	6,632.713*** (df = 1; 23079)	3,806.847*** (df = 1; 15861)

Note: * p < 0.1, ** p < 0.05, *** p < 0.01

B.2.2 Den klassiske økonometriske model for skybrud

I dette afsnit gennemgås de estimater, der stammer fra den klassiske økonometriske model udviklet af Panduro & Taleb i 2023. Modellen anvender en log-link-funktion og maximum likelihood-estimation for at sikre nøjagtighed og robusthed i estimaterne. Denne tilgang er benyttet for at evaluere skadesomkostningerne forårsaget af skybrud på tværs af bolig samt underopdelingerne enfamiliehuse og rækkehuse og lejligheder.

De præsenterede estimater demonstrerer hvorledes forskellige karakteristika kan være med til at drive skadesomkostningerne, så som størrelse af boligen, bygningskonstruktion, f.eks. at ydervæggen består af mursten. Placering i forhold til afløbsløse områder har ligeledes betydning for skadesomkostningen og det har hændelsestypen også.

B.6 Estimer af den klassiske økonometriske model, først publicerede af Panduro & Taleb (2023).

	Dependent variable: Oversvømmelsesskade		
	Alle boliger	Enfamiliehuse og rækkehuse	Lejligheder
mindste_havkote	-0.010*** (0.001)	-0.010*** (0.001)	-0.002 (0.001)
size	0.001*** (0.0001)	0.002*** (0.0002)	0.001*** (0.0001)
low_basement	-0.0004*** (0.0001)	-0.0004* (0.0002)	-0.0001** (0.0001)
basement	0.0003*** (0.0001)	0.001*** (0.0001)	-0.0003*** (0.0001)
building_size	-0.0002*** (0.00002)	-0.0002* (0.0001)	-0.00002 (0.00001)
brick	-0.114*** (0.033)	-0.182*** (0.041)	0.102 (0.072)
wood	0.092 (0.065)	0.044 (0.080)	0.103 (0.585)
district_heating	-0.379 (0.280)	-0.391 (0.358)	-0.981*** (0.282)
central_heating	-0.256 (0.280)	-0.260 (0.358)	-0.514* (0.285)
heatpump_heating	-0.079 (0.284)	-0.111 (0.363)	-1.331* (0.806)
stove_heating	-0.406 (0.365)	-0.327 (0.479)	-1.033*** (0.368)
electric_heating	-0.090 (0.286)	-0.072 (0.365)	-0.598* (0.339)
single_family_house	0.919*** (0.049)	0.379*** (0.037)	
rowhouse	0.492*** (0.054)		
summerhouse	0.689** (0.299)		
farmhouse	0.533** (0.264)		
Renovation70s	-0.023 (0.033)	-0.042 (0.041)	0.164** (0.075)
Renovation80s	-0.005 (0.042)	-0.005 (0.054)	0.210*** (0.068)
Renovation90s	-0.023 (0.049)	-0.010 (0.064)	-0.222*** (0.077)
Renovation00s	0.084** (0.043)	0.131*** (0.051)	-0.133 (0.116)
Renovation10s	0.093* (0.049)	0.076 (0.061)	0.215 (0.168)
fdate_2011_07_02	-0.018 (0.021)	-0.007 (0.027)	0.073 (0.053)
fdate_2011_08_14	-0.680*** (0.243)	-0.693** (0.315)	-1.034 (1.869)
fdate_2011_08_26	-0.590*** (0.131)	-0.543*** (0.163)	-1.089 (0.987)
fdate_2012_06_29	-1.110** (0.438)	-1.103* (0.568)	-0.554 (0.664)

<i>Continued</i>			
fdate_2012_08_06	-0.434*** (0.121)	-0.406*** (0.155)	-0.425 (0.273)
fdate_2012_08_26	-0.263** (0.117)	-0.237 (0.148)	-0.267 (0.568)
fdate_2014_05_23	-0.505*** (0.107)	-0.476*** (0.136)	-0.340 (0.316)
fdate_2014_08_30	-0.703*** (0.076)	-0.779*** (0.105)	-0.230*** (0.083)
fdate_2014_10_16	0.171* (0.098)	0.151 (0.127)	-0.419 (0.790)
coastline_distance	-0.00001*** (0.00000)	-0.00001*** (0.00000)	-0.00001** (0.00001)
wetland_distance	0.0001*** (0.00001)	0.0001*** (0.00001)	0.00002 (0.00001)
flood_15mm	0.233*** (0.019)	0.230*** (0.024)	0.055* (0.033)
flood_30_45mm	0.265*** (0.037)	0.265*** (0.048)	0.074 (0.068)
flood_45mm	0.004 (0.078)	-0.002 (0.100)	-0.194 (0.137)
Constant	10.884*** (0.287)	11.280*** (0.361)	11.325*** (0.297)
Observations	39,088	23,080	15,862
Log Likelihood	-517,893.400	-310,754.800	-197,929.900
Akaike Inf. Crit.	1,035,859.000	621,575.600	395,923.800

Note: *p<0.05 **p<0.01 ***p<0.001

B.2.3 Kitchensink stepwise regressionsmodel for skybrud

I dette bilag præsenteres modelestimer fra udvalgte modeller baseret på kitchensink stepwise regressionsmodellen, der effektivt identificerer og integrerer signifikante forklarende variabler baseret på deres bidrag til modellens AIC-værdi. Analysen benytter en metode, der både anvender fremad- og tilbagekridende skridt for at opnå den mest optimale modelkonfiguration for forskellige boligkategorier i forbindelse med skybrud.

Modellen, viser en stærk positiv sammenhæng mellem variabelen *single_family_house* og skadesomkostningerne. Dette indikerer, at enfamiliehuse generelt oplever højere skadesomkostninger end rækkehuse. Derimod har variabelen *størrelse (size)* ingen signifikant effekt, hvilket kan tyde på, at boligens størrelse enten ikke spiller en væsentlig rolle for de samlede skadesomkostninger under skybrud, eller at der findes forskellige populationer i datasættet, som udligner effekten af boligstørrelse. Multikollinearitet kan også være en sandsynlig forklaring

Modellen for enfamiliehuse og rækkehuse viser, at variabelen *brick* har en negativ koefficient, hvilket antyder, at bygninger opført i mursten muligvis bedre modstår skader fra skybrud sammenlignet med andre byggematerialer. Variablerne *rooms* og *size* viser begge en negativ sammenhæng, hvilket kan skyldes modeltekniske forhold.

Modellen for lejligheder, viser bl.a. at almennyttige lejligheder (*non_profit_housing_owned*) har en negativ koefficient, hvilket indikerer at enten er disse bygninger bedre sikret, eller at der er færre værdier at beskytte i denne

type af bolig. *car_park* viser en positiv koefficient, der kan reflektere højere skadesomkostninger forbundet med lejlighedskomplekser, der har parkeringsfaciliteter, muligvis på grund af oversvømmelseskader i underjordiske parkeringsarealer.

Disse resultater understreger vigtigheden af bygningstype, byggematerialer og bygningens fysiske egenskaber i forhold til skadesmodtagelighed under ekstreme vejrforhold.

B.7 Estimer af resultater af kitchensink stepwise regressionsanalyser for skybrud.

	<i>Dependent variable: Oversvømmelseskade</i>		
	Alle boliger	Enfamiliehuse og rækkehuse	Lejligheder
single_family_house	0.650*** (0.062)	0.768*** (0.041)	
rowhouse	0.039 (0.064)		
size	0.0001 (0.0003)	-0.001*** (0.0003)	0.001*** (0.0002)
rooms	-0.031*** (0.008)	-0.046*** (0.010)	
toilets	0.050*** (0.014)	0.060*** (0.020)	
bath			0.060 (0.063)
car_park			0.160 (0.168)
car_park_dobble	0.530*** (0.033)	0.676*** (0.041)	-0.125 (0.412)
business_size	0.001 (0.001)		-0.006*** (0.001)
building_floor	-0.104*** (0.019)		-0.218*** (0.014)
outhouse		-0.010*** (0.002)	
building_bussiness_size			0.0003*** (0.00001)
building_size		-0.0004*** (0.0001)	0.00003*** (0.00000)
brick	0.020 (0.033)	-0.157*** (0.044)	0.820*** (0.208)
wood	-0.003 (0.060)		
lightweight_concrete		-0.047 (0.055)	0.980*** (0.291)
timbered			-0.267 (0.504)
concrete	-0.595*** (0.140)	-0.905*** (0.236)	0.865*** (0.235)
Builtup_roof	0.194*** (0.038)	0.327*** (0.052)	
flet_roof	0.168*** (0.026)	0.488*** (0.036)	
thatch_roof		2.107*** (0.083)	

Continued

fibercement_asbestos_roof			-0.204*** (0.043)
district_heating	-0.229*** (0.035)	-0.372*** (0.043)	-1.114*** (0.251)
central_heating	-0.181*** (0.027)	-0.339*** (0.032)	-1.059*** (0.256)
electric_supplementheating	-0.306 (0.291)		
heatpump_supplementheating	-0.603*** (0.132)	-0.657*** (0.167)	
heatpump_heating			-1.967** (0.820)
stove_heating			-2.217*** (0.386)
electric_heating			-1.197*** (0.323)
stove_supplementheating			0.133** (0.063)
solar_supplementheating			-0.051 (0.316)
age	-0.007*** (0.0004)	-0.014*** (0.001)	0.004*** (0.0004)
Renovation10s	-0.028 (0.054)	0.020 (0.071)	
Renovation80s			0.385*** (0.055)
elevator		-1.366 (1.200)	0.182*** (0.058)
building_preservation	0.469*** (0.061)	0.360*** (0.080)	
asbestors_materials	0.514*** (0.106)	0.296** (0.141)	
number_of_owners			0.022 (0.017)
privately_owned	1.011*** (0.069)	0.974*** (0.144)	0.078 (0.050)
company_owned	0.412*** (0.110)	0.801*** (0.222)	
urban_size	-0.000** (0.000)	-0.000** (0.000)	
non_profit_housing_owned			-0.301*** (0.085)
community_owned			-0.236*** (0.052)
forest_distance	0.0002*** (0.00003)		0.0001*** (0.00003)
forests_fragmentationratio	0.230*** (0.059)	0.162** (0.077)	
forest_sumsizes	-0.00000*** (0.000)	0.000* (0.000)	
forest_medium	-0.0004*** (0.00001)	-0.0004*** (0.00002)	
forest_large			-0.00002 (0.00002)

Continued

medium_lake	-0.0004*** (0.00002)	-0.0004*** (0.00002)	-0.0002*** (0.00003)
small_lake	0.001*** (0.00003)	0.001*** (0.00004)	
coastline_distance	0.0001*** (0.00001)	0.00002 (0.00002)	0.00003 (0.00004)
harbour_distance	-0.0002*** (0.00002)	-0.00005** (0.00002)	-0.00003 (0.00005)
highway_distance	-0.0001*** (0.00001)	-0.0001*** (0.00001)	
powerline_distance	0.00000** (0.00000)	0.00000** (0.00000)	0.00000** (0.00000)
railway_distance			-0.0001** (0.00005)
trainstation_distance	0.00004*** (0.00001)	0.00004*** (0.00001)	-0.00004 (0.00003)
largeroad_distance	0.0004*** (0.00003)		
urban_diversity	0.031*** (0.001)	0.038*** (0.001)	-0.011*** (0.002)
wetland_distance	-0.0001*** (0.00001)	-0.0001*** (0.00001)	
windturbine_distance	-0.00001*** (0.00000)	0.00001*** (0.00000)	
windturbine_capacity	0.0001 (0.0001)	-0.0003*** (0.00002)	-0.0004*** (0.0001)
windturbine_height	-0.018*** (0.003)		0.011*** (0.003)
windturbine_number	-0.085*** (0.013)	0.132* (0.071)	0.013 (0.008)
windturbine_sumdist		-0.0001*** (0.00003)	
market_nr	0.199*** (0.030)	0.538*** (0.045)	
low_basement	-0.0002** (0.0001)	-0.001*** (0.0003)	
basement		0.001*** (0.0003)	-0.001*** (0.00004)
mindste_havkote	-0.045*** (0.002)	-0.063*** (0.002)	-0.020*** (0.004)
mindste_mm_nedboer_dybde_0cm	0.001*** (0.0002)		-0.003*** (0.0003)
mindste_mm_nedboer_dybde_10cm		0.0004 (0.0003)	0.004*** (0.001)
mindste_mm_nedboer_dybde_20cm	-0.002*** (0.0002)	-0.002*** (0.0003)	-0.003*** (0.001)
gentagelsesperiode_vandloeb	-0.0001 (0.0001)	0.00002 (0.0001)	
grundvandsdybde_sommer	-0.424*** (0.016)	-0.541*** (0.019)	
sands_grundvandsdybde_u_1m	0.407*** (0.029)		

Continued

sands_grundvandsdybe_u_2m	-0.666*** (0.073)	-0.713*** (0.077)	
date_rank	0.565 (2.217)	-3.343** (1.341)	
Bornholm	1.254* (0.756)	1.265 (0.830)	9.056*** (2.488)
Byen_Koebenhavn	1.644*** (0.162)	5.922*** (0.660)	
Fyn	-0.992* (0.532)	-2.877*** (0.731)	
Koebenhavns_omegn	1.743*** (0.159)	5.912*** (0.659)	-0.098 (0.063)
Nordjylland	-2.978 (2.135)	-5.884*** (0.958)	
Nordsjaelland	2.738*** (0.154)	6.545*** (0.657)	
Oestsjaelland			-0.631* (0.325)
fdate_2010_08_14	5.164 (17.729)	-26.170** (10.739)	0.383*** (0.077)
fdate_2011_07_02	4.828 (15.512)	-22.543** (9.399)	0.546*** (0.063)
fdate_2011_08_14	4.192 (13.333)	-16.750** (8.097)	
fdate_2011_08_26	2.790 (11.131)	-15.096** (6.814)	-0.735 (1.007)
fdate_2012_06_29	1.994 (8.907)	-11.573** (5.487)	
fdate_2012_08_06	-0.294 (8.843)	-15.083*** (5.289)	
fdate_2012_08_26	0.366 (4.653)	-11.462*** (3.459)	
fdate_2014_05_23	-1.469 (2.378)	-7.475*** (2.023)	
Energy_code_1	-0.537*** (0.023)		-0.275** (0.127)
Energy_code_2	-0.603*** (0.083)	-0.074 (0.118)	-0.602*** (0.159)
Energy_code_3		0.527*** (0.029)	-0.337** (0.132)
government_owned			-0.104** (0.043)
tile_roof		0.394*** (0.027)	-0.097** (0.040)
Constant	5.834 (19.917)	36.143*** (12.132)	11.709*** (0.383)
Observations	39,088	23,080	15,862
Log Likelihood	-515,405.800	-309,034.400	-197,425.500
Akaike Inf. Crit.	1,030,950.000	618,204.800	394,963.000

Note: *p**p***p<0.01

B.2.4 Gradient boosted decision tree-model for skybrud

Dette underkapitel fokuserer på anvendelsen af en gradient boosted decision tree- model til at analysere og forudsige skadesomkostninger forårsaget af

skybrud. Modellen er implementeret ved brug af XGBoost-algoritmen, en avanceret metode, der effektivt kan håndtere komplekse ikke-lineære relationer mellem forskellige prædiktive variabler og de økonomiske omkostninger ved skader.

Modellen består af 1.000 træer, en trædybde på 4 meter og en minimum nodestørrelse på 10. Læringsraten er sat til 0.01, hvilket sikrer en omhyggelig og gradvis optimering gennem læringsprocessen. Denne konfiguration er omhyggeligt udvalgt for at finde en balance mellem at undgå overfitting og samtidig bevare en tilstrækkelig modelkompleksitet til præcist at modellere de komplekse mønstre, der opstår i data relateret til skader fra skybrud.

For at evaluere modellens effektivitet anvendes en række statistikker, herunder Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), og R-squared (R^2). Disse målinger bidrager til at fastslå modellens nøjagtighed og forklarende kraft på tværs af forskellige boligkategorier.

For kategorien 'Alle boliger' viser modellen en relativt lav R^2 -værdi, hvilket indikerer en begrænset evne til at forklare variansen i skadesomkostningerne. Dette kunne tyde på, at skybrudsskader over et bredt spektrum af boligtyper er mere komplekse og påvirket af mange variabler, som ikke fuldt ud fanges af modellen.

I forhold til enfamiliehuse og rækkehuse, ses en endnu lavere R^2 -værdi sammen med højere RMSE- og MAE-værdier sammenlignet med 'Alle boliger'. Dette kunne indikere at modellen har sværere ved at forudsige skader i denne specifikke gruppe, muligvis på grund af mindre homogenitet i data eller større variation i skadernes omfang og omkostninger.

Modsat de to andre kategorier viser modellen for 'Lejligheder' en betydeligt højere R^2 -værdi, hvilket indikerer en stærk evne til at forudsige skadesomkostninger i denne kategori. Den højere præcision kan skyldes mindre variation i lejlighedernes karakteristika eller mere konsistente mønstre i, hvordan skybrud påvirker lejligheder.

B.8 Modelresultater af en gradient boosted decision tree-model baseret på skybrud.

	RMSE	MAE	R-Squared
Alle boliger	115257.74	58375.93	0.19
Enfamiliehuse og rækkehuse	139926.30	78188.90	0.17
Lejligheder	170425.11	118989.90	0.57

FORUDSIGELSE AF SAMLEDE SKADESUBBETALINGER VED OVERSVØMMELSER

Denne rapport undersøger og evaluerer forskellige modeller til forudsigelse af de samlede skadesomkostninger forårsaget af oversvømmelser i Danmark, med fokus på stormflod og skybrud. Undersøgelsen sammenligner simple statistiske metoder med mere avancerede maskinlæringsalgoritmer for at identificere de mest præcise modeller til risikostyring og klimatilpasning. Resultaterne viser, at gradient boosted decision-tree modeller er mest pålidelige til at forudsige skader forårsaget af stormflod, mens simple gennemsnitsmodeller klarer sig bedst ved skybrud. Rapporten konkluderer, at præcise forudsigelser kan optimere forsikringsselskabers og beslutningstageres ressourcestyring, hvilket i sidste ende kan reducere de samlede økonomiske tab ved oversvømmelser.