

# COFACTOR

SAMTIDIGHET OG TOPPLAST FOR BYGNINGER I DET  
NORSKE LAVUTSLIPPSSAMFUNNET



SINTEF Fag

Synne Krekling Lien, Harald Taxt Walnum, Daniel Bjerkehagen,  
Igor Sartori, Andreas Aamodt og Kari Thunshelle

**COFACTOR**  
**Samtidighet og topplast for bygninger i det norske  
lavutslippssamfunnet**

SINTEF akademisk forlag

SINTEF Fag 114

Synne Krekling Lien, Harald Taxt Walnum, Daniel Bjerkehagen,  
Igor Sartori, Andreas Aamodt og Kari Thunshelle

**COFACTOR – Samtidighet og topplast for bygninger i det norske  
lavutslippssamfunnet**

Emneord:

Lastprofiler, topplast, samtidighetsfaktorer, energibruk i bygninger, datadrevet  
analyse

ISSN 1894-1583

ISBN 978-82-536-1886-9 (pdf)

Prosjektnummer: 102023706

Foto omslag: © Andreas Aamodt

Lenke til hele rapporten: <https://doi.org/10.82923/3771-8w33>



© 2026 Forfatterne. Utgitt av SINTEF akademisk forlag

Denne rapporten er publisert med åpen tilgang etter CC BY-lisensen

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

SINTEF akademisk forlag

SINTEF Community

Børrestuveien 3

Postboks 124 Blindern

0314 OSLO

Tlf.: 40 00 51 00

[www.sintef.no/community](http://www.sintef.no/community)

[sintefstore.no](http://sintefstore.no)

## Forord

*COFACTOR – Samtidighet og topplast for bygninger i det norske lavutslippssamfunnet* har vært et kompetansebyggende prosjekt for næringslivet i perioden 2021–2026, med formål om å skaffe mer kunnskap om energibruk i norske bygninger. Målet har vært å utvikle oppdaterte samtidighetsfaktorer og standard lastprofiler for ulike bygningstyper, finne metoder for å hente ut informasjon om energibruken når bygninger ikke har undermålere, og å foreslå en metode for å estimere bygningers topplast til bruk i planlegging av bygninger og strømmett samt i energimerking av bygninger.

Gjennom COFACTOR er det samlet inn og analysert store mengder måledata for energibruk i bygninger over hele landet. Det har gitt ny innsikt i hvordan strøm og fjernvarme faktisk brukes bak hovedmåleren og dermed et bedre grunnlag for planlegging av framtidens energisystem. Denne sluttrapporten oppsummerer hovedresultatene fra prosjektet. Rapporten presenterer metodene som er utviklet, de viktigste funnene fra analysene og anbefalinger for videre bruk av funnene.

Prosjektet er finansiert av Forskningsrådet gjennom ENERGIX-programmet og av partnerne, under prosjektnummer 326891. Prosjektpartnerne er Fornybar Norge, Enova SF, Elvia AS, NHO Elektro, Statsbygg SF og Tensio TN AS.

I tillegg til prosjektpartnerne har en rekke aktører bidratt med verdifulle energibruksdata, blant annet, Drammen Eiendom, Oslobygg, Dråpe entreprenør AS, Entra, Entro, OSO Hotwater, SIKOM, Glitre Nett, Statnett, Smart Building Hub og flere sameier og borettslag.

Prosjektleder har vært SINTEF Community (SINTEF AS), med NTNU, SINTEF Energi som forskningspartnere. Politecnico di Milan har hatt gjesteforsker tilknyttet prosjektet.

En stor takk rettes til alle som har bidratt med data, innsikt og engasjement i COFACTOR-prosjektet.

Oslo, 8. april 2026

Trond Simonsen  
Forskningsjef  
SINTEF Community

Kari Thunshelle  
Prosjektleder  
SINTEF Community

## Sammendrag

*COFACTOR – Samtidighet og topplast for bygninger i det norske lavutslippssamfunnet* har vært et kompetansebyggende prosjekt for næringslivet i perioden 2021–2026, med formål om å øke kunnskapen om energibruken i norske bygninger. Gjennom COFACTOR er det samlet inn og analysert store mengder måledata for energibruk i bygninger over hele landet. Det har muliggjort analyser av hvordan strøm og fjernvarme brukes i norske bygninger, og gir dermed et bedre kunnskapsgrunnlag for planlegging av framtidens energisystem. I denne rapporten presenteres sentrale funn fra COFACTOR-prosjektet inndelt i seks hovedkapitler.

**Datainnsamling:** Gjennom COFACTOR-prosjektet har vi samlet inn og systematisert bygningsdata og energimåledata fra flere tusen bygninger. Dataene stammer fra åpne datakilder, tidligere prosjekter samt nye datasett levert av prosjektets samarbeidspartnere. Det er publisert tre dataartikler og flere åpne datasett. Blant annet er det gjort tilgjengelig energimåledata fra hovedmålere og undermålere fra offentlige bygninger i Drammen og Oslo, fra boliger i flere deler av landet samt data fra smarte varmtvannsberedere og AMS-måledata fra boliger før og etter installering av solcellepaneler. Datasettene er benyttet til en rekke formål i COFACTOR, og de kan fritt gjenbrukes av andre. Hensikten med datainnsamlingen har vært å dekke de mest utbredte bygningskategoriene samt å inkludere måledata fra undermålere, særlig knyttet til oppvarmingsteknologier. Rapporten gir i tillegg en oversikt over hvordan dataene er samlet inn og strukturert samt hvilke utfordringer som oppsto underveis i datainnsamlingen.

**Samtidighetsfaktorer:** Et av de viktigste målene i COFACTOR har vært å utvikle nye metoder og modeller for å beregne effekttopper og samtidighetsfaktorer for ulike bygningskategorier. Samtidighetsfaktoren forteller om i hvor stor grad energibruk og topplast for en gruppe enkeltforbrukere (her: bygninger) inntreffer samtidig. Faktoren varierer mellom 0 og 1, der lav verdi betyr liten samtidighet i energibruken, mens høy verdi betyr at energibruken i stor grad sammenfaller. Samtidighetsfaktoren er et viktig verktøy i nettplanlegging, særlig ved dimensjonering av komponenter som kabler og transformatorer i områder der nye kunder skal kobles til strømmettet. Siden ulike kunder som regel ikke har sine maksimale laster samtidig, vil den samlede effekttoppen være lavere enn summen av hver enkelt kundes topplast. Samtidighetsfaktoren varierer mellom ulike utvalg av strømkunder, for eksempel kontorbygninger og barnehager. I COFACTOR er det undersøkt flere metoder for å beregne samtidighetsfaktorer for grupper av bygninger, samt hvilke kriterier som bør ligge til grunn for å behandle ulike kundegrupper med forskjellige samtidighetsfaktorer. For eksempel viser denne rapporten at forskjellen i samtidighetsfaktor mellom boliger med elektrisk oppvarming og boliger med fjernvarme er større enn forskjellen mellom leiligheter og småhus.

**Lastprofiler for bygninger:** Lastprofiler er tidsserier som viser elektrisitetsbruk i bygninger på timesnivå gjennom et år. De brukes blant annet til å beregne effektbehov for enkeltbygninger og til nettplanlegging på områdenivå. I COFACTOR-prosjektet er det analysert hvordan bygningers lastprofiler for strøm endrer seg før og etter installasjon av solcellepaneler. Resultatene viser at eksport av strøm fra småhus med solcellepaneler har høyere samtidighet enn import av strøm. Videre er det undersøkt hvordan smart styring av varmtvannsberedere påvirker beredernes lastprofiler. Analysene viser at smart styring i stor grad endrer lastprofilene, og at det dermed fins et betydelig potensial for forbrukerfleksibilitet gjennom styring av varmtvannstanker i boliger. Resultater fra COFACTOR viser også at valg av oppvarmingsteknologi har stor innvirkning på boligenes lastprofiler. I tillegg til disse analysene har COFACTOR bidratt til videreutvikling av lastprofilverktøyet Building-PROFet, som kan brukes til å generere syntetiske lastprofiler for områder. Verktøyet er utviklet basert på faktiske måledata fra norske bygninger og kan brukes til nettplanlegging og scenarioanalyser for utvikling av topplast og energibruk i områder. Denne rapporten oppsummerer de viktigste forbedringene og endringene i verktøyet.

***Datadrevet analyse av energimåledata fra bygninger:*** I dag stilles det ingen krav til at eksisterende bygninger skal ha undermålere (på apparatnivå) for strøm eller fjernvarme, og det stilles få krav til installering av undermålere i nye bygninger. Undermålere kan gi detaljert informasjon om hvilke apparater og tekniske systemer som bidrar til topplast og energibruk, og hvordan det påvirker bygningens samlede energibruk. Videre kan data fra undermålere avdekke potensial for forbrukerfleksibilitet, energieffektivisering og feil i styringssystemer. Ved å trene datadrevne modeller på måledata fra bygninger med undermålere er det mulig å predikere tilsvarende informasjon for bygninger uten undermålere. I COFACTOR-prosjektet er det undersøkt hvordan datadrevne metoder kan brukes til å anslå bygningers energibruk på apparatnivå. Blant annet er det vist at bygningskategori og oppvarmingstype (elektrisk eller ikke-elektrisk) kan gjenkjennes fra en bygnings lastprofil ved hjelp av veiledet læring. Det er også vist at data fra bygninger med fjernvarme kan brukes til å trene modeller som skiller ut strøm til oppvarming i helelektriske bygninger. Videre er det vist at det er mulig å identifisere elbillading i småhus basert på AMS-data. I tillegg presenteres analyser av hvordan lastprofiler for energibruk til varmtvann varierer mellom ulike boligblokker, samt en evaluering av fem metoder for å skille ut energibruk til varmtvann fra total varmeenergi i boligblokker.

***Modeller for beregning av energibruk i bygninger:*** COFACTOR har hatt som mål å utvikle modeller for ulike bygningstyper som kan brukes til å analysere hvordan bygningsfysiske parametre, som U-verdier og tilsvarende samt drift av tekniske systemer, påvirker energibruk og inneklima – både for enkeltbygninger og på bygningsmassenivå. Slike modeller kalles ofte arketyper og kan brukes til å vurdere effekten av ulike energieffektiviseringstiltak. I COFACTOR er det utviklet slike modeller for boligblokker og kontorbygninger i Norge ved hjelp av verktøyet IDA ICE. Prosjektet har også undersøkt hvordan disse modellene kan kalibreres mot måledata, og anbefaler å benytte data fra ulike undermålere samt målinger av romtemperatur og ventilasjonsdata i kalibreringsprosessen.

## Summary

*COFACTOR – Coincidence and peak load for buildings in the Norwegian low-emission society* has been a Collaborative and Knowledge-building Project during the period 2021–2026. The purpose has been to increase knowledge on the energy use in Norwegian buildings. Through COFACTOR, large amounts of energy use data from buildings in Norway have been collected and analyzed. This has enabled analyses of how electricity and district heating are used in Norwegian buildings today, including behind the main meters, and thus provides an important knowledge for the planning the future energy system. This report is divided into six main chapters which present key findings from the COFACTOR project:

**Data collection:** COFACTOR has collected and systematized building data and energy measurement data from several thousand buildings in Norway. The data originates from open data sources, previous projects, and new datasets provided by the project's partners. Three data articles and several open datasets have been published through the project. These data include energy measurement data from main meters and sub-meters in public buildings in Drammen and Oslo, as well as energy use data from thousands of residential buildings, data from smart water heaters, and AMS meter data from small houses before and after installation of photovoltaic panels. These datasets have been used for a wide range of purposes within the COFACTOR project and can be reused by others for new applications. The aim of the data collection has been to cover the most common building categories and to collect sub-meter data, particularly related to heating technologies. The report also provides an overview of how the data were collected and structured, and challenges during the data collection process.

**Coincidence factors:** One of the main objectives of COFACTOR has been to develop new methods and models for calculating peak loads and coincidence factors for different building categories. The coincidence factor describes the extent to which the energy use and peak load for a group of individual consumers (here: buildings) occur at the same time. The factor ranges between 0 and 1, where a low value indicates little simultaneity in energy use, while a high value means that energy use largely coincides. The coincidence factor is an important tool in grid planning, particularly for dimensioning components such as cables and transformers in areas where new customers are to be connected to the electricity grid. Since different customers normally do not have their maximum loads at the same time, the aggregated peak load will be lower than the sum of each individual customer's peak load. The coincidence factor varies between different groups of electricity customers, such as office buildings and kindergartens. In COFACTOR, several methods for calculating coincidence factors for groups of buildings have been investigated, as well as which criteria should form the basis for treating different customer groups with different coincidence factors. For example, this report shows that the difference in coincidence factor between dwellings with electric heating and dwellings with district heating is larger than the difference in coincidence factors between apartments and single-family houses.

**Load profiles for buildings:** Building load profiles describe how much energy a building consumes over time, e.g. at the hourly level over a year. They are used to calculate the energy demand and peak loads of buildings and regions. In the COFACTOR project, changes in building electricity load profiles before and after installation of photovoltaic panels have been analyzed. The results show that export of electricity from single-family houses with photovoltaic panels has a higher coincidence factor than import of electricity. The project has also investigated how smart control of water heaters in residential buildings affects their load profiles. The analyses show that smart control significantly affects the load profiles of water heaters, indicating substantial potential for demand side flexibility through control of domestic hot water tanks in homes. Furthermore, COFACTOR results show that the choice of heating technology also has a major impact on household load profiles. In addition to these analyses, COFACTOR has contributed to further development of the load profile tool Building-PROFet, which can be used to generate synthetic load profiles for neighbourhoods and regions. The

tool is developed based on real life measurement data from Norwegian buildings and can be used for grid planning and scenario analyses of peak load and energy use development. This report summarizes the most important improvements and changes in the tool.

***Data-driven analysis of energy measurement data from buildings:*** Currently, there are no requirements for installing electricity or heating sub-meters (at appliance level) in existing buildings, and only limited requirements for installing sub-meters in new buildings. Sub-meters can provide detailed information about which appliances and technical systems contribute to peak loads and energy use in buildings, and how this affects a building's total energy consumption. Furthermore, sub-meter data can reveal potential for consumer flexibility, energy efficiency measures, and faults in control systems. By training data-driven models on measurement data from buildings with sub-meters, it is possible to predict similar information for buildings without sub-meters. In the COFACTOR project, it has been investigated how data-driven methods can be used to estimate building energy use at appliance level. Among other things, it has been shown that the building category and heating type (electric or non-electric) can be recognized from a building's load profile using supervised learning. It has also been shown that data from buildings with district heating can be used to train models that separate (disaggregate) electricity used for heating in all-electric buildings. Furthermore, it has been demonstrated that electric vehicle charging can be identified from the smart meter data of single family houses. In addition, the report presents how load profiles for domestic hot water energy use vary between different apartment blocks, as well as an evaluation of five methods for disaggregating domestic hot water energy use from total thermal energy use in the apartment buildings.

***Models for calculating energy use in buildings:*** One aim of COFACTOR has been to develop building models for different building types that can be used to analyze how building-physical parameters, such as U-values and similar, as well as operation of technical systems, affect energy use and indoor climate, both for individual buildings and at the building stock level. Such models are often referred to as archetypes and can be used to assess the effect of various energy efficiency measures. In COFACTOR, such models have been developed for apartment buildings and office buildings in Norway using the IDA ICE tool. The project has also investigated how these models can be calibrated against measurement data and recommends using data from various sub-meters, as well as measurements of room temperature and ventilation data, in the calibration process.

## Begreper

|  |  |
|--|--|
| Arketype                                     | En <i>arketype</i> er en forenklet, representativ simuleringsmodell for en gruppe bygninger som deler sentrale egenskaper. En slik modell brukes når man mangler detaljerte data om enkeltbygninger, eller når man ønsker å analysere energibruk på gruppenivå.  |
| Datadrevet læring                            | Datadrevet læring er et annet ord for maskinlæring, det vil si læring basert på store mengder data, i motsetning til tradisjonelle metoder basert på regler eller fysikkbaserte modeller.  |
| Disaggregering                               | Disaggregering (eller dekomponering) handler om å bruke datadrevne metoder/maskinlæring for å dele opp total energibruk i en bygning på ulike apparater/tekniske installasjoner eller formål uten å sette inn undermålere, men ved å kjenne igjen mønstre i energibruken.  |
| Elspesifikt energibruk                       | Elspesifikt energibruk viser til den delen av bygningens totale elektrisitetsbruk som ikke kan dekkes av andre energibærere enn elektrisitet, altså elektrisitet som ikke brukes til oppvarmingsformål, men som går til alt av vifter og pumper samt elektrisk utstyr og belysning.  |
| Klassifisering                               | Klassifisering er en type maskinlæringsoppgave der målet er å tilordne data til forhåndsdefinerte kategorier eller klasser. For eksempel kan dette brukes til å kjenne igjen om en bygning har varmepumpe eller elbil, eller å anslå annen informasjon om bygningen ved å se på mønstre i AMS-dataene til bygningen.                                   |
| Kundegruppe                                  | <i>En kundegruppe</i> er her definert som en klasse forbrukere som deler noen egenskaper. Eksempler på to kundegrupper kan være «husholdninger» og «næringsbygninger», eller mer spesifikt, for eksempel «rekkehus i Oslo med sol på tak» og «rekkehus i Oslo uten sol på tak».  |
| Kunstig intelligens (KI)                     | Kunstig intelligens (KI) er et bredt begrep som beskriver datasystemer som kan utføre oppgaver som vanligvis krever menneskelig intelligens, for eksempel å gjenkjenne mønstre, lære av erfaring eller å ta beslutninger.  |
| Maskinlæring                                 | Maskinlæring er en underkategori av KI der datamaskiner lærer fra data i stedet for å bli programmert med faste regler. Modellen forbedrer seg gjennom erfaring, basert på mønstre i dataene.  |
| Metadata                                     | Informasjon om en bygning utover selve energibruksdataene, for eksempel informasjon om byggeår, bygningskategori eller areal.  |
| Reinforcement learning (forsterkende læring) | Reinforcement learning (forsterkende læring) går ut på at en modell lærer ved prøving og feiling, og forbedrer seg over tid basert på belønning, ofte brukt i styringssystemer eller spill.  |
| Sammenlgringsfaktor                          | Sammenlgringsfaktoren er et uttrykk for en bygningens «effektbidrag» og beskriver hvor stor del av bygningens egen makslast som bidrar til makslasten i nettet. Faktoren er definert som forholdet mellom individuell last ved tiden, $t$ , når makslast for systemet inntreffer delt på bygningens individuelle makslast og er et tall mellom 0 og 1. |
| Samtidighetsfaktor                           | Samtidighetsfaktoren sier noe om hvor trolig det er at alle individuelle bygninger (av samme type) har sin makslast samtidig. Faktoren er definert som makslast i systemet delt på summen av makslasten til de individuelle bygningene i systemet og er et tall mellom 1 og 0.   |
| Supervised learning (veiledet læring)        | Supervised learning (veiledet læring) innebærer at modellen trenes med et datasett der både input og riktig svar (fasit) er kjent, for eksempel å lære å forutsi energibruk basert på tidligere målinger.  |
| Unsupervised learning (ikke-veiledet læring) | Unsupervised learning (ikke-veiledet læring) brukes når dataene ikke har fasit, og målet er å finne mønstre eller grupperinger, for eksempel å identifisere ulike typer bruksmønstre i en bygning.   |
| Topplast                                     | Topplast, makslast, eller spisslast er en betegnelse på den maksimale energi-/ effektbruken til en bygning eller et område som inntre i løpet av året.   |

Utvalg

*Utvalg* blir brukt for å beskrive en potensielt tilfeldig valgt sammensetning av spesifikke enkeltkunder i en kundegruppe. Et eksempel på et utvalg kan være «kunde 1, kunde 2 og kunde 5».

# Innhold

|   |           |
|---|-----------|
| <b>FORORD</b> .....   | <b>3</b>  |
| <b>SAMMENDRAG</b> .....   | <b>4</b>  |
| <b>SUMMARY</b> .....  | <b>6</b>  |
| <b>BEGREPER</b> .....   | <b>8</b>  |
| <b>1 INTRODUKSJON</b> .....   | <b>12</b> |
| BAKGRUNN .....  | 12        |
| PROSJEKTET «COFACTOR» .....   | 12        |
| HVILKEN KUNNSKAP FRA COFACTOR ER VIKTIG FOR NETT- OG STRØMSELSKAPENE? .....   | 13        |
| HVILKEN KUNNSKAP FRA COFACTOR ER VIKTIG FOR BYGNINGSEIERE? .....  | 13        |
| FORMÅL OG OMFANG .....  | 14        |
| <b>2 DATAINNSAMLING</b> .....   | <b>15</b> |
| DATAKILDER OG INNSAMLINGSMETODER.....   | 15        |
| <i>Boliger</i> .....  | 15        |
| <i>Næringsbygninger</i> .....   | 16        |
| KATEGORISERING, STRUKTURERING OG KVALITETSSIKRING .....   | 16        |
| FILTRERING OG KVALITETSSIKRING .....  | 17        |
| INNSAMLEDE DATA .....   | 18        |
| PROSESS OG UTFORDRINGER – ERFARINGER FRA COFACTOR .....   | 20        |
| <i>Tilgjengelighet</i> .....  | 20        |
| <i>Kvalitet</i> .....   | 20        |
| PUBLISERTE DATASETT .....   | 21        |
| <b>3 SAMTIDIGHETSFAKTORER</b> .....   | <b>22</b> |
| BAKGRUNN .....  | 22        |
| <i>Teori</i> .....  | 22        |
| <i>Bruksområder til samtidighetsfaktoren</i> .....  | 23        |
| FORSKNING I COFACTOR-PROSJEKTET PÅ SAMTIDIGHET .....  | 24        |
| <i>Metode for estimering av samtidighetsfaktorer</i> .....  | 24        |
| <i>Metode for evaluering av kundegruppering</i> .....   | 25        |
| BRUK OG BEREGNING AV SAMTIDIGHETSFAKTORER FOR BYGNINGER .....   | 27        |
| <b>4 LASTPROFILER FOR BYGNINGER</b> .....   | <b>29</b> |
| LASTPROFILER FOR SMÅHUS MED ULIKE OPPVARMINGSTEKNOLOGIER .....  | 29        |
| LASTPROFILER FOR BOLIGER FØR OG ETTER INSTALLERING AV SOLCELLEPANELER.....  | 30        |
| LASTPROFILER FOR SMARTE VARMTVANNBEREDERE I BOLIGER .....   | 31        |
| LASTPROFILVERKTØYET BUILDING-PROFET .....   | 32        |
| <i>Ny versjon av Building-PROFet</i> .....  | 33        |
| <i>Modellering og validering av bygningsmodeller i Building-PROFet</i> .....  | 35        |
| <i>Building-PROFet modul for elbillading</i> .....  | 35        |
| <i>Predikerte lastprofiler for ulike bygningskategorier fra Building-PROFet</i> .....                                   | 35        |
| <i>Beregnet energimerke for de predikerte lastprofilene fra Building-PROFet</i> .....                                   | 42        |
| <b>5 DATADREVET ANALYSE AV ENERGIMÅLEDATA FRA BYGNINGER</b> .....   | <b>48</b> |
| HVA ER DATADREVET ANALYSE OG HVORDAN KAN VI DRA NYTTE AV DET FOR Å LÆRE MER OM BYGNINGERS ENERGIBRUK?.....              | 48        |
| KLASSIFISERING AV BYGNINGSKATEGORI OG OPPVARMINGSKATEGORI FRA AMS-DATA .....  | 50        |
| DISAGGREGERING AV STRØM TIL OPPVARMING FRA AMS-DATA .....   | 51        |
| BRUK AV DATADREVNE METODER TIL Å ANSLÅ INFORMASJON OM ELBILLADING FRA AMS-DATA ..                                       | 52        |
| DISAGGREGERING AV FJERNVARMEDATA: HVOR MYE AV FJERNVARMEN I BOLIGBLOKKER BRUKES TIL OPPVARMING AV VARMT TAPPEVANN?..... | 53        |
| <b>6 MODELLER FOR BEREGNING AV ENERGIBRUK I BYGNINGER</b> .....   | <b>54</b> |

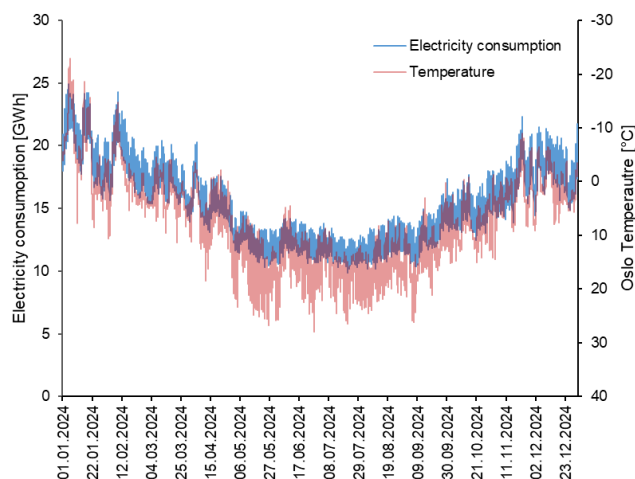
|   |           |
|---|-----------|
| ARKETYPEN .....   | 54        |
| ARKETYPEN FRA COFACTOR.....   | 54        |
| PARAMETERVERDIER FOR ARKETYPENE .....   | 55        |
| KALIBRERING AV ARKETYPEMODELLER GENERELT .....  | 56        |
| KALIBRERING AV ARKETYPEN FOR ELDRE BOLIGBLOKKER I COFACTOR .....  | 56        |
| NS 3031 – HØRINGSINNSPILL MED DATA FRA COFACTOR.....  | 58        |
| <b>7 OPPSUMMERING AV ANBEFALINGER.....</b>  | <b>60</b> |
| NETTSELSKAP .....   | 60        |
| BYGGEIERE OG PROSJEKTERENDE .....   | 60        |
| MYNDIGHETER OG ANDRE .....  | 61        |
| <b>8 VIDERE ARBEID .....</b>  | <b>62</b> |
| DATAINNSAMLING .....  | 62        |
| SAMTIDIGHET .....   | 62        |
| LASTPROFILER .....  | 62        |
| MODELLER FOR BEREGNING AV ENERGIBRUK I BYGNINGER.....   | 62        |
| VIDERE ARBEID MED DATADREVNNE METODER.....  | 63        |
| <b>9 VITENSKAPELIGE PUBLIKASJONER I PROSJEKTET COFACTOR.....</b>  | <b>64</b> |
| <b>REFERANSER .....</b>   | <b>66</b> |
| <b>VEDLEGG A – ESTIMERING OG KALIBRERING AV MODELLER I BUILDING-PROFET.....</b>   | <b>69</b> |
| ESTIMERING AV MODELLER I BUILDING-PROFET .....  | 69        |
| <i>Estimering av modeller for boligblokker og næringsbygg</i> .....   | 69        |
| <i>Estimering av småhusmodellene</i> .....  | 71        |
| VALIDERING AV MODELLENE FRA BUILDING-PROFET MOT MÅLEDATA.....   | 72        |
| <i>Validering av varmemodellen til kontorbygninger</i> .....  | 73        |
| <i>Validering av den elspesifikke modellen for skolebygninger</i> .....   | 73        |
| <i>Validering småhus</i> .....  | 74        |
| <b>VEDLEGG B – PREDIKERT ENERGIBRUK OG EFFEKTBEHOV FOR ULIKE BYGNINGSKATEGORIER FRA BUILDING-PROFET VED OSLO-KLIMA.....</b> | <b>77</b> |
| BOLIGBLOKK .....  | 77        |
| KONTORBYGNING .....   | 78        |
| SMÅHUS .....  | 79        |
| FORRETNINGSBYGNING .....  | 82        |
| HOTELL .....  | 83        |
| BARNEHAGE .....   | 84        |
| SKOLEBYGNING .....  | 85        |
| SYKEHJEM .....  | 86        |

# 1 Introduksjon

## Bakgrunn

Bygninger står for 38 % av energibruken og 55 % av strømbruken i Fastlands-Norge.[1] Norske bygninger bruker omtrent dobbelt så mye strøm som danske bygninger, noe som hovedsakelig skyldes at det i utstrakt grad brukes elektrisitet til oppvarming i norske bygninger på grunn av historisk tilgang til relativt billig strøm. Elektrisk oppvarming foregår ved bruk av teknologier som panelovner, varmekabler, ulike typer varmepumper, elektriske varmebatterier og elkjeler.

Hvis vi ser Norges strømbruk time for time gjennom året som vist i Figur 1, finner vi store sesongvariasjoner, der toppene i strømbruken (topplasten) sammenfaller med de laveste utetemperaturene. Med økende elektrifisering av transport- og industrisektoren er det ventet at topplasten vil stige ytterligere i de kaldeste timene dersom strømbruken i bygninger ikke utnyttes mer effektivt. For å kunne dimensjonere framtidens strømnnett uten store kostnader for forbrukerne og for bedre å utnytte eksisterende nettkapasitet har nettselskapene og bygningseiere behov for mer kunnskap om energibruksmønstre for ulike bygninger og ulike energiformål.



Figur 1. Strømbruk i Norge gjennom hver time («Electricity consumption») i 2024 sammenliknet med den inverterte utetemperaturen i Oslo («Temperature»). Data er hentet fra [2].

## Prosjektet «COFACTOR»

Prosjektet *COFACTOR – Samtidighet og topplast for bygninger i det norske lavutslippssamfunnet* (2021 til 2026) har vært et Kompetanse- og samarbeidsprosjekt (KSP) finansiert av Forskningsrådet gjennom ENERGIX-programmet (prosjektnummer 326891), samt av prosjektets partnere. Formålet med prosjektet har vært å bidra til å begrense økningen i topplasten i energisystemet samtidig som flere sektorer i Norge elektrifiseres, gjennom å skaffe mer detaljert kunnskap om hvordan strøm brukes i bygninger.

Gjennom COFACTOR er det samlet inn og analysert store mengder måledata av energibruk i bygninger over hele landet. Det har gitt ny innsikt i hvordan strøm og fjernvarme faktisk brukes bak hovedmåleren og dermed et bedre grunnlag for planlegging av framtidens energisystem.

Forskningspartnerne i prosjektet har vært SINTEF Community, SINTEF Energi og Institutt for elektrisk energi ved NTNU. Prosjektpartnere har vært Fornybar Norge, Enova SF, Elvia AS, NHO Elektro, Statsbygg SF og Tensio TN AS.

Andre samarbeidspartnere og dataleverandører har vært Drammen Eiendom, Oslobygg, Multiconsult, Dråpe entreprenør, Entra, Entro, OSO Hotwater Norsk Varmepumpeforening (NOVAP), SIKOM, Glitre Nett, Statnett, Smart Building Hub og flere sameier og borettslag. PhD arbeidet har hatt samarbeid med National University of Singapore og, KU Leuven, mens Politecnico di Milano har hatt gjesteforsker tilknyttet prosjektet.

### **Hvilken kunnskap fra COFACTOR er viktig for nett- og strømselskapene?**

Nettselskapene i Norge er lovpålagt å levere strøm til kundene gjennom hele døgnet, hele året. Strømnettet er dimensjonert for å håndtere belastningen i timene med høyest strømbruk i løpet av året, der oppvarming i bygninger utgjør en betydelig andel av strømbruken. I nettplanlegging og nettutvikling brukes ulike verktøy for å estimere framtidig effektbehov og topplaster. En tradisjonell tilnærming for behov på områdenivå er å ta utgangspunkt i dagens topplast for området, korrigere for utetemperatur, og så skalere denne i tråd med forventet befolkningsvekst eller framskrevet årlig energibruk. For tilknytning av flere laster blir kapasitetsbehovet estimert ved å se på forventet topplast for enkeltkundene, og deretter multiplisere summen av disse med samtidighetsfaktorer. Det fins også metoder som framskriver lastprofiler (forventet last time for time), men disse er mindre utbredt.

Mer presise metoder kan ta hensyn til sammensetningen av ulike bygninger i et område ved å bruke lastprofiler for representative bygningskategorier sammen med samtidighetsfaktorer. Lastprofiler viser bygningers energibruk time for time gjennom året under ulike temperaturforhold. Samtidighetsfaktorer beskriver hvordan en gruppe bygninger i et område bidrar til samlet makslast. Forskjellige brukere har ulike energibruksmønstre, og topplasten oppstår derfor ikke nødvendigvis samtidig. Samtidighetsfaktoren er definert som topplasten til den samlede energibruken for en gruppe bygninger, delt på summen av de individuelle topplastene. Ettersom energibruken i bygninger endrer seg over tid, blant annet som følge av energi-effektivisering og økt bruk av teknologier som varmepumper, solcelleanlegg og elbillading, kan nettselskapene dra nytte av oppdaterte lastprofiler og samtidighetsfaktorer til nettplanlegging, samt utvidet kunnskap om hvordan ulike bygninger bruker strøm og hvordan deres samlede energibehov analyseres i et nettplanleggingsperspektiv.

I COFACTOR er det beregnet nye samtidighetsfaktorer og laget oppdaterte lastprofiler for ulike bygningskategorier og kundegrupper. I tillegg har det blitt utviklet datadrevne metoder for å kunne trekke ut informasjon om bygninger og deres energibruk basert på måledata fra energibruken (såkalt klassifisering og disaggregering).

### **Hvilken kunnskap fra COFACTOR er viktig for bygningseiere?**

Med innføringen av ny nettleiemodell betaler bygningseiere ikke lenger bare for total energibruk, men også for effektbruk [3]. Det gjør det mer lønnsomt for strømkunder å forstå og styre effektbruken i bygninger. Parallelt har det pågått arbeid med å utvikle en ny beregningsmetode for topplast i bygninger i standarden NS 3032. I tillegg har det vært et behov for å forbedre den eksisterende standarden for beregning av energibruk i bygninger, NS 3031. Denne standarden benytter normative verdier for ulike formål som varmtvann. Disse verdiene er ikke basert på faktiske måledata, og derfor mangler det kunnskap og måledata om hvordan ulike energiformål faktisk påvirker lastprofilene i bygninger. Her har COFACTOR bidratt med ny innsikt, blant annet ved å samle inn måledata fra undermålere i ulike bygninger, for eksempel på varmtvannstanker eller elkjeler og til å kartlegge reelle energibruk til ulike formål i bygninger. I tillegg gir disse måledataene grunnlag for å utvikle datadrevne metoder som gjør det mulig å gjenkjenne og estimere strømbruken til ulike apparater. Mer kunnskap om energibruk i bygninger samt datadrevne metoder gjør det mulig å bruke mer smart styring i bygninger og frigjøre forbrukerfleksibilitetspotensialet.

COFACTOR har gjennom innsamlet energibruksdata vist hvordan ulike teknologier som solcellepaneler og smarte varmtvannstanker påvirker strømbruken til bygninger som kan bidra

til bedre innsikt i hvilke muligheter bygningseiere har for å kunne endre sin energibruk og dermed også utgifter. Nye metoder for disaggregering fra COFACTOR kan også bidra til å redusere behovet for installasjon av undermålere.

## Formål og omfang

I denne rapporten presenteres funn fra COFACTOR-prosjektet. De følgende kapitlene presenterer de viktigste metodene og resultatene etter følgende temaer:

- *2 Datainnsamling:* Gjennom COFACTOR-prosjektet har det blitt samlet inn data fra mange ulike kilder. I denne rapporten presenteres metoden for datainnsamlingen, utfordringer i innsamlingen, statistikk fra datainnsamlingen samt referanser til publiserte datasett.
- *3 Samtidighetsfaktorer:* I prosjektet har vi utviklet en metode for robust estimering av samtidighetsfaktor og brukt denne metoden til å analysere forskjell i samtidighet mellom ulike kundegrupper og formål. Kapitlet om samtidighetsfaktorer beskriver denne metoden samt en metode for hvordan man kan dele ulike kunder inn i ulike kundegrupper, og gir anbefalinger for krav til data ved utvikling av nye samtidighetsfaktorer.
- *4 Lastprofiler for bygninger:* COFACTOR har samlet inn ny kunnskap om lastprofiler for bygninger, det vil si energibruk for en bygning gjennom hver time gjennom året. I rapporten presenteres det funn fra måledata om hvordan solceller og ulike oppvarmingsteknologier påvirker lastprofilen til bygninger samt hvordan lastprofilen til varmtvannsberedere endrer seg ved bruk av smart styring. I tillegg gir kapitlet en introduksjon til lastprofilverktøyet PROFet og resultater fra den nye versjonen av verktøyet.
- *5 Datarevet analyse av energimåledata fra bygninger:* I COFACTOR er det utviklet nye metoder for å kjenne igjen informasjon om bygninger og hvordan man kan dekomponere den totale energibruken i en bygning (fra hovedmåler) ned på enkeltlast/energiformål. Kapitlet oppsummerer blant annet resultater om hvordan man kan kjenne igjen strøm til oppvarming, strøm til elbillading og hvordan man kan splitte varmemålinger inn i varme til romoppvarming og oppvarming av varmt tappevann.
- *6 Modeller for beregning av energibruk i bygninger:* COFACTOR har hatt som mål å utvikle fysikkbaserte simuleringsmodeller som representerer ulike bygningstyper. Slike modeller gjør det mulig å analysere hvordan bygningsfysikk og drift av tekniske systemer påvirker energibruk og inneklimate – både i enkeltbygninger og på bygningsmassenivå. I COFACTOR er det utviklet fire arketyper for eldre og nyere kontorbygninger og boligblokker. I kapitlet er disse beskrevet, og det diskuteres hvordan arketyper bør kalibreres.
- *7-9 Oppsummering av anbefalinger, videre arbeid og liste over vitenskapelige publikasjoner i prosjektet*

## 2 Datainnsamling

En forutsetning for analysene gjort i COFACTOR-prosjektet har vært å samle inn måledata fra bygninger. Dette kapittelet gir en oversikt over hvilke data som er samlet inn, hvordan de ble samlet inn og prosessering før bruk i analyser. Vi diskuterer også hvilke utfordringer vi har møtt i arbeidet med innsamling av data og gir anbefalinger for hvordan man kan sikre at data er tilgjengelig og av god nok kvalitet.

### Datakilder og innsamlingsmetoder

Gjennom COFACTOR-prosjektet har det blitt samlet inn data fra mange ulike kilder, både eksisterende datasett fra tidligere prosjekter<sup>1</sup> og nye målinger. Metoden og tilgjengelige kilder for innsamling av data fra boliger og næringsbygninger er ganske forskjellige og er derfor delt i beskrivelsen under.

#### Boliger

Boliger (småhus, boligblokker og leiligheter) har i liten grad data tilgjengelige i energi-overvåkningssystemer (EOS) eller SD-anlegg. Hovedkildene til måledata fra boliger er dermed i hovedsak tilgjengelig gjennom hovedmålene for strøm (AMS) og fjernvarme. I tillegg er det en utfordring for småhus ved at de i liten grad er tilknyttet fjernvarme, men bruker elektriske oppvarmingskilder ofte i kombinasjon med vedfyring. Det gjør det krevende å få måledata fordelt på formål (oppvarming og elspesifikt). Nettselskapene sitter på store mengder data fra AMS målerne til boliger i Norge. Utfordringen er at de har veldig lite annen informasjon om bygningen (bygningstype, areal, oppvarmingskilder osv.). I tillegg er både måledata og metadata personsensitivt. En løsning på dette er å sende ut spørreundersøkelser, hvor informasjonen sammenstilles med måledata og anonymiseres. For å få tilgang på energimåledata fra boliger har COFACTOR benyttet seg av allerede publiserte datasett [4], [5] i tillegg til å ha gjennomført en spørreundersøkelse i samarbeid med SIKOM<sup>2</sup>. Totalt er det samlet inn data for over 2 500 småhus.

Data for enkeltleiligheter er delvis samlet inn på samme måte som for småhus. Fordelen med leiligheter er at de ofte har et sentralt oppvarmingssystem som ikke er tilkoblet innenfor leilighetenes AMS måler. Det gjør det mulig å samle inn data kun for elspesifikt energibruk.

For å kunne gjøre samtidighetsanalyser av boligblokker har det blitt samlet AMS-data for individuelle leiligheter i hele boligblokker. COFACTOR har samarbeidet med nettselskaper (Elvia, Tensio) og fjernvarmeselskaper (Celsio og Statkraft Varme) og Dråpe Entreprenør samt aktuelle borrettslag/sameier for å hente inn energibruksdata for varmeanlegg og felles strømbruk. Totalt er det samlet inn måledata for over 4 300 enkeltleiligheter og over 100 boligblokker.

I tillegg til de generelle datasettene beskrevet ovenfor er noen mer spissede datasett innhentet og analysert mer i detalj. Ett datasett inneholder energibruksdata fra ca. 4 500 smarte varmtvannsberedere fra OSO Hotwater. Disse dataene er brukt i en analyse om energibruksmønster i smarte varmtvannsberedere sammenliknet med beredere som ikke har aktivert strømprisstyring. Resultatene er beskrevet i "Implications of smart electric water heaters: A detailed analysis of load profiles and aggregated peak load" [6].

Et annet datasett er innhentet fra Glitre Nett og inneholder energibruksdata (AMS-data) fra plusskunder før og etter installasjon av solceller. Disse dataene er brukt i en analyse av hvordan solceller påvirker eksport og import fra småhus, og hvordan dette kan påvirke dimensjonering og drift av nettet. Resultatene er publisert i en egen "From customers to prosumers: PV systems impact on residential load profiles, peak power, and coincidence" [7].

---

<sup>1</sup> <https://fmezen.com/>

<sup>2</sup> <https://www.sikom.no/>

## Næringsbygninger

Mens innhenting av data for boliger i stor grad gjøres gjennom nettselskap og fjernvarmeleverandør, har næringsbygninger i større grad tilgjengelige måledata fra egne systemer – enten fra SD-anlegg eller i energioppfølgingsystemer (EOS). Dette gjør at data må samles inn i samarbeid med byggeier/byggdrifter. I COFACTOR har man samarbeidet med flere store byggeiere. Data for offentlige bygninger har blitt hentet inn i samarbeid med Statsbygg, Drammen Eiendom og Oslobygg. Totalt er det tilgjengeliggjort data fra 286 kommunale bygninger innen kategoriene skoler, barnehager og sykehjem.

For andre næringsbygninger baserer analysene i COFACTOR seg i stor grad på data innsamlet fra tidligere prosjekter (FME ZEN, Enova). I tillegg er et datasett for ca. 40 næringsbygninger innsamlet og strukturert i samarbeid med ENTRO. Totalt er 140 bygninger i kategoriene kontorer, forretningsbygninger og hotell brukt i analysene.

I tillegg til måledata må det også samles inn informasjon om bygningene (bygningstype, areal, byggeår osv.), såkalt metadata. Metadata om bygningen har blitt samlet inn gjennom ulike tilgjengelige kilder: dialog med bruker/eier, interne databaser og rapporter hos byggeier samt offentlig tilgjengelig informasjon (kommunale nettsider, energimerke, Matrikkelen). Dette arbeidet er manuelt og tidkrevende, og informasjonen er ofte ufullstendig. Noen ganger gir også ulike kilder motstridende informasjon.

## Kategorisering, strukturering og kvalitetssikring

For at måledataene skal kunne brukes effektivt og hensiktsmessig i analysene, må de kategoriseres, struktureres og kvalitetssikres før de lagres.

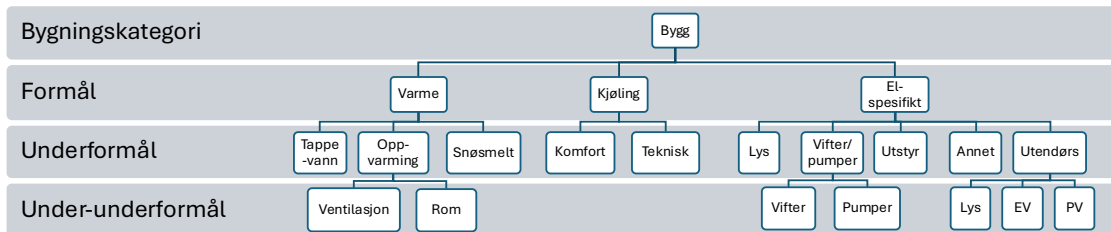
Hovedformålet i COFACTOR er å analysere samtidighetsfaktorer og typiske lastprofiler for ulike bygningstyper og formål. Derfor må målingene kategoriseres i henhold til dette. Fordi fokuset i COFACTOR er energi, har bygningskategoriene fra kapittel 14 i TEK17 blitt brukt til å definere bygningskategorier. COFACTOR har valgt å snevre inn bygningskategoriene som analyseres til de åtte kategoriene nevnt i Tabell 1. Utvalget ble gjort på bakgrunn av to kriterier: andel av bygningsmassen og homogenitet. Andelen av bygninger i bygningsmassen innenfor hver kategori sier noe om viktigheten av denne bygningskategorien i aggregerte analyser. Homogenitet betyr hvor generaliserbare resultatene er. Forretningsbygninger er et eksempel på en bygningskategori som er svært lite homogen. Den omfatter alt fra supermarkeder til klesbutikker, og samtidig utgjør kategorien en stor andel av bygningsmassen og er viktig i den samlede energibruken i Norge.

Tabell 1. Bygningskategorier

|                          |
|--------------------------|
| <b>Bolig</b>             |
| • Småhus                 |
| • Leiligheter/boligblokk |
| <b>Næringsbygninger</b>  |
| • Kontorbygninger        |
| • Forretningsbygninger   |
| • Skolebygning           |
| • Sykehjem               |
| • Hotellbygning          |
| • Barnehage              |

For hver bygning med måledata kategoriseres måleseriene i henhold til formål. Formålene kan deles inn i ulike nivåer. Hovedformålene er varme, kjøling og elspesifikt energibruk. Hvert av hovedformålene har ytterligere oppdeling i underformål. Oppdeling i hovedformål og underformål er tilpasset oppdelingen i NS 3031. Der man har målinger på underformål og er sikker på at måledataene dekker all energibruk innenfor det formålet, summeres måledataene og lagres også som hovedformål. Dessverre er det svært sjelden at man kan være sikker på dette.

Hovedstrukturen er vist i Figur 2, men for å være sikre på å ivareta alle måledata og oppdeling ved lagring er det etablert et stort antall målekategorier som ikke er vist her. Et minimumskrav for at bygninger skal brukes i analyser i COFACTOR er at man kan formålsfordele i hovedformålene. Unntaket er kategorien småhus, som er spesielt beskrevet under.



Figur 2. Formålsdeling av målinger generelt

For kategorien småhus er det med de tilgjengelige måledataene ikke mulig å formålsdele energibruken. Derfor klassifiseres småhus etter varmekilde. Det vil si at man analyserer og generer resultater fra forskjellige småhus avhengig av hvilken oppvarmingsteknologi de bruker, se Figur 3.



Figur 3. Kategorisering av småhus

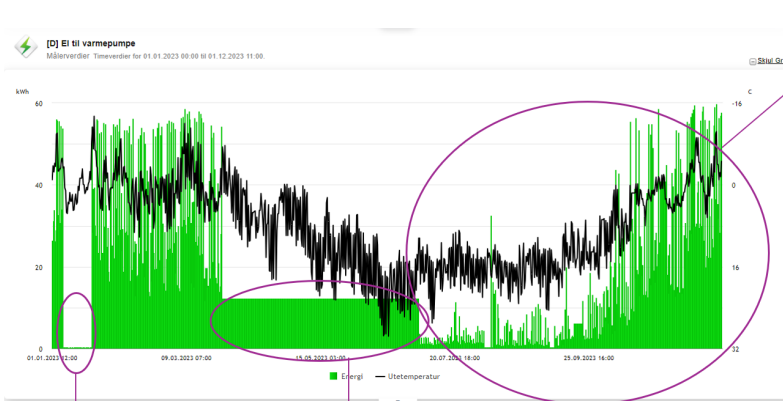
### Filtrering og kvalitetssikring

Enkelte dataleverandører i prosjektet forvalter mange bygninger eller bygninger som ikke enkelt lar seg plassere i én kategori. Derfor har vi lagt hovedvekten på å samle inn data fra bygninger spesifisert i Tabell 1. Ved innsamling fra leverandører med mange bygninger har innsatsen særlig vært rettet mot bygninger med undermålere og høy datakvalitet.

Det stilles ingen formelle krav til merking, oppløsning eller kvalitet for undermålere (nøyaktighet og presisjon). Det innebærer at man ofte må tolke hva slags måler det er snakk om, basert på målernavn og måleverdier i EOS-systemet. Denne tolkningsprosessen er i hovedsak manuell. En tidkrevende og kritisk del av datainnsamlingen har derfor vært å identifisere målere og tidsperioder med tilstrekkelig kvalitet. Ettersom det ikke fins krav til målerkvalitet, må måledata vurderes manuelt. Figur 4 viser en typisk undermåler i en bygning, med flere utfordringer knyttet til datakvalitet:

- perioder med manglende data
- uendrede målerverdier
- perioder med akseptabel kvalitet

Figur 5 illustrerer et annet vanlig problem som er synlig i bygninger med såkalte «restmålere». Dette er virtuelle målere som skal vise differansen mellom hovedmåler og summen av undermålere. I enkelte bygninger blir slike målere negative, noe som kan indikere feil i inkluderte målere eller feil som skyldes for eksempel dobbelttelling av energibruk eller dårlig datakvalitet.

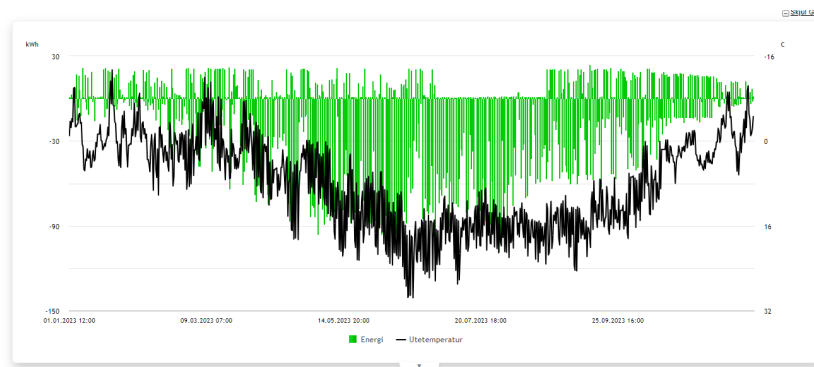


Disse målingene ser mer realistiske ut. Det er daglige variasjoner i energibruk, og energibruken til varmepumpen øker mot vinteren.

Lav, men varierende målinger. Kan skyldes målerfeil eller vedlikehold av varmepumpen.

Samme verdier for alle timer gjennom hele sommeren. Dette skyldes målerfeil.

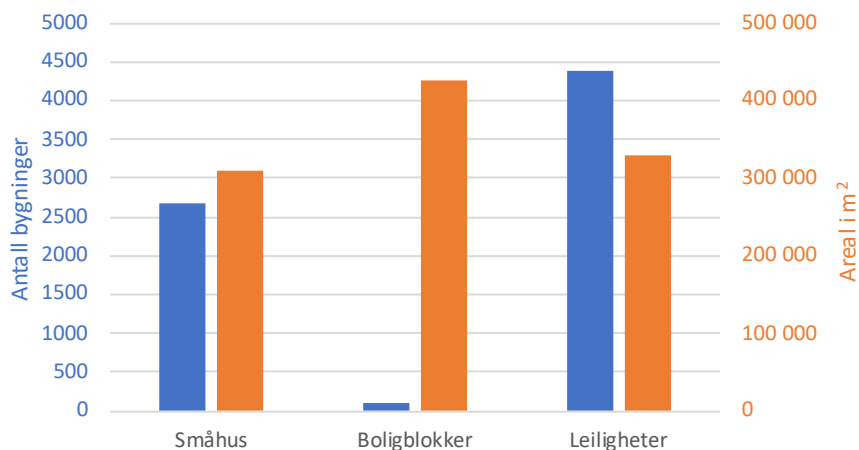
Figur 4. Eksempel på målerfeil



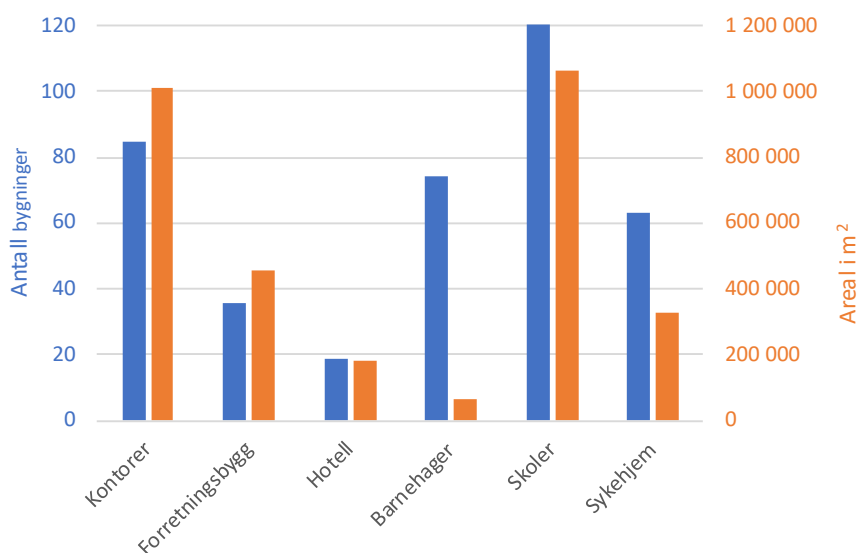
Figur 5. Eksempel på negativ restmåler

## Innsamlede data

Dette kapitlet gir en generell oversikt over dataene som er samlet inn i prosjektet, og som er basis for analysene som er beskrevet i de andre kapitlene. Figur 6 og Figur 7 viser totalt antall bygninger/enheter og samlet areal for de ulike bygningskategoriene for henholdsvis boliger og næringsbygninger. Vær oppmerksom på at for småhus og leiligheter er det enkelte bygninger som har ukjent areal. Derfor er forholdet mellom antall enheter og samlet areal ikke representativt for gjennomsnittlig areal.

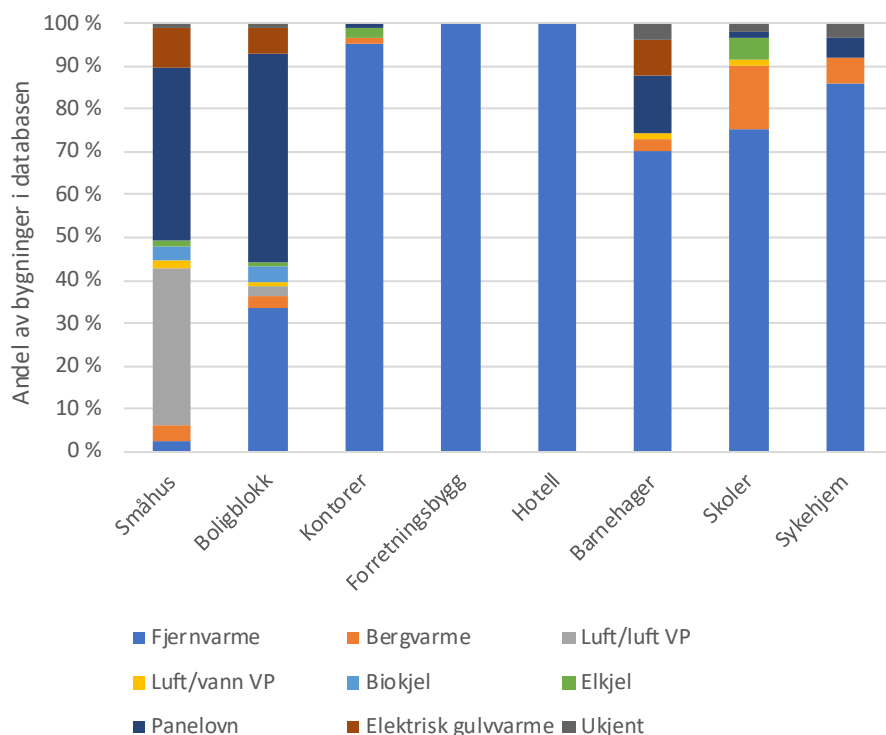


Figur 6. Antall bygninger og samlet areal med boliger i innsamlede data



Figur 7. Antall bygninger og samlet areal med næringsbygninger i innsamlede data

Figur 8 viser fordeling av primær oppvarmingskilde for hver bygningskategori for bygningene det er samlet inn data fra. For næringsbygninger er bygningene valgt ut basert på mulighet for å skille mellom varme og elspesifikt energibruk. Det har ført til at de innsamlede dataene i stor grad består av målinger fra bygninger med fjernvarme, da disse normalt sett har separate målinger med god kvalitet for elektrisitet og varme.



Figur 8. Fordeling av primær oppvarmingskilde for bygningene i databasen

## Prosess og utfordringer – erfaringer fra COFACTOR

COFACTOR-prosjektet har gitt nyttig erfaring om innsamling av data. I dette kapitlet beskrives noen av utfordringene ved innsamling og analyse av måledata fra bygninger.

### Tilgjengelighet

Mange byggeiere bruker energiovervåkningssystemer (EOS) for innsamling og analyse av energidata. Systemene er primært utviklet for intern visualisering og analyse, og ikke for effektiv eksport av rådata. Selv om eksport ofte er mulig, innebærer prosessen gjerne betydelig manuelt arbeid og er lite brukervennlig. Enkelte systemer tilbyr API-tilgang (Application Programming Interface), men det er ofte forbundet med ekstra kostnader eller er begrenset til utvalgte brukere. I tilfeller der data må hentes fra bygningens SD-anlegg, er tilgjengeligheten som regel enda mer begrenset.

### Kvalitet

Datakvalitet representerer en betydelig utfordring ved energimålinger i bygninger, spesielt for interne målere. AMS-data og målere levert av fjernvarmeselskaper har generelt høy kvalitet fordi de benyttes til fakturering og dermed er underlagt strengere krav.

Interne målere i bygninger har ofte lavere kvalitet. Typiske feil kan identifiseres gjennom analyse og kvalitetssikring, men det fins også tilfeller der målerne rapporterer tilsynelatende plausible verdier som likevel har betydelige avvik. Slike feil er vanskelige å avdekke, særlig fordi få bygninger har en målerstruktur som muliggjør nullsumskontroll – altså at summen av undermålere kan sammenliknes med hovedmåleren. I stedet benyttes ofte virtuelle «rest-målere», definert som differansen mellom hovedmåler og tilgjengelige undermålere. En negativ restmåler (se Figur 5) indikerer åpenbart feil, mens en positiv verdi ikke gir grunnlag for vurdering av undermålerens nøyaktighet. Som følge av dette kan man ikke uten videre stole på verdiene fra undermålere.

Utfordringer knyttet til energimålinger er velkjente og har blitt dokumentert i flere prosjekter. Både SINTEF og andre aktører har erfart dette i andre prosjekter, blant annet i FME ZEN, Cultural-E og VarmtVann2030. Problemet fins ikke nødvendigvis bare i eldre bygninger, som ofte mangler undermålinger, men også i nyere bygninger med høye energiambisjoner. Her viser det seg at målerstrukturen kan være for kompleks, eller at det mangler tilstrekkelig kompetanse og oppfølging. Det er viktig å understreke at utfordringer knyttet til måledata og bygningsinformasjon ikke er unike for Norge. Slike problemer er vanlige internasjonalt, slik det også er vist i for eksempel prosjektene ADRENALIN [8] og BDG2 [9].

## Publiserte datasett

| Beskrivelse  | Datasett lenke  | Referanse  |
|--|---|--|
| Timesmålinger for energibruk inkludert hovedmålere og undermålere fra 45 offentlige bygninger (skole, barnehage, kontor, sykehjem) i Drammen                       | <a href="https://zenodo.org/records/14709528">https://zenodo.org/records/14709528</a>   | S. K. Lien, H. T. Walnum, og Å. L. Sørensen, «COFACTOR Drammen dataset: 4 years of hourly energy use data from 45 public buildings in Drammen, Norway», Scientific Data, vol. 12, no. 1, art. no. 393, mar. 2025, doi: 10.1038/s41597-025-04708-3. [10]                                  |
| Timesmålinger for energibruk inkludert hovedmålere og undermålere fra 48 skoler i Oslo   | <a href="https://doi.datacite.org/doi/10.60609%2Fczgf-5e46">https://doi.datacite.org/doi/10.60609%2Fczgf-5e46</a>   | S. K. Lien, B. Ludvigsen, H. T. Walnum, A. Yang, Å. L. Sørensen, og K. H. Johra, «COFACTOR-SBHUB Oslo: Hourly Sub-Metered Energy Use Data from 48 public School Buildings in Oslo, Norway», Data in Brief, bd. 63, s. 112288, des. 2025, doi: 10.1016/j.dib.2025.112288. [11]            |
| 3 datasett med timesmålinger fra boliger og hytter. Totalt 49 boligblokker, 1 063 enkeltleiligheter, 35 småhus og 154 hytter                                       | <a href="https://data.sintef.no/product/dp-b750d103-a434-45c2-ba5e-1af13f0a866f">https://data.sintef.no/product/dp-b750d103-a434-45c2-ba5e-1af13f0a866f</a> | Å. L. Sørensen, S. K. Lien, og H. T. Walnum, «COFACTOR-Residential: Hourly electricity and heating data from residential buildings in Norway», Data in Brief, s. 112580, feb. 2026, doi: 10.1016/j.dib.2026.112580.[12]  |
| Datasett med målinger fra smarte varmtvannsbereidere. Totalt ca. 4 500 bereidere aggregert på markedsområde (NO1-NO5) og registrert antall brukere i husholdningen |   | S. V. Pandiyan, Å. L. Sørensen, H. T. Walnum, og J. Rajasekharan, «Implications of smart electric water heaters: A detailed analysis of load profiles and aggregated peak load», IET Conference Proceedings, vol. 2025, no. 14, pp. 1570-1574, okt. 2025, doi: 10.1049/icp.2025.1874.[6] |
| Datasett med hovedmålere (AMS-data) fra plusskunder, fra før og etter installasjon av solceller  |   | Å. L. Sørensen, J. Hole, D. Bjerkehagen, og H. T. Walnum, «From customers to prosumers: PV systems impact on residential load profiles, peak power, and coincidence», IET Conference Proceedings, vol. 2025, no. 14, pp. 2396-2400, okt. 2025, doi: 10.1049/icp.2025.2101.[7]            |

### 3 Samtidighetsfaktorer

#### Bakgrunn

##### Teori

Et av de viktigste målene i COFACTOR har vært å framskaffe nye metoder og modeller for å beregne effekttopper og samtidighetsfaktorer for ulike bygningskategorier. Samtidighetsfaktoren, *coincidence factor* (CF) på engelsk, er et tall som beskriver hvorvidt energibruken til en gruppe enkeltforbrukere sammenfaller [13], [14], [15]. En «forbruker» er i denne sammenhengen en energikunde, et apparat eller en last som er koblet til et forsyningssystem der flere tilsvarende komponenter deler en felles ressurs. Eksempler på forbrukere og forsyningssystemer er eneboliger i et distribusjonsnett, lyspærer på samme kurs eller mobiltelefoner koblet til samme WiFi-aksesspunkt. I denne rapporten er hovedfokuset på samtidighetsfaktoren til bygninger tilknyttet strømmettet. Samtidighetsfaktoren er et tall mellom 0 og 1, der lav verdi indikerer liten grad av sammenfall i energibruken, mens høy verdi indikerer stor grad av sammenfall.

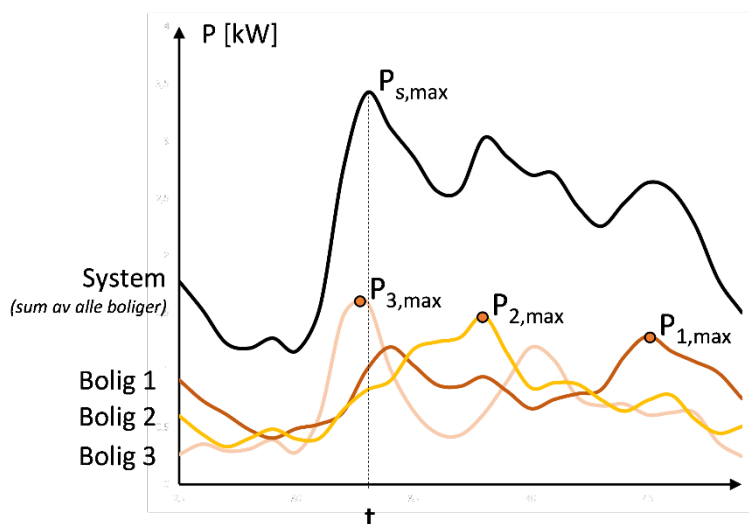
Samtidighetsfaktoren for en gruppe bygninger beregnes på følgende måte:

$$\alpha_s = \frac{\text{maks last i nettet}}{\text{sum av makslasten til de individuelle forbrukerne i nettet}} = \frac{\max_t \sum_{i \in S} P_i[t]}{\sum_{i \in S} \max_t P_i[t]}$$

hvor:

- $P_i[t]$  er lasten til en enkelt forbruker på tidspunktet  $t$
- $\alpha_s$  er samtidighetsfaktoren til disse forbrukerne

Se også Figur 9 for illustrasjon av hvordan samtidighetsfaktoren beregnes i et system der tre boliger bruker strøm. Den svarte linja viser den samlede strømbruken til de tre boligene. Maksimal strømbruk ( $P_{s,max}$ ) er markert og sammenfaller med strømbruken til bolig nummer 3 ( $P_{3,max}$ ), men ikke med topplasten til bolig 2 ( $P_{2,max}$ ) eller bolig 1 ( $P_{1,max}$ ). Samtidighetsfaktoren vil derfor bli lavere enn 1.



Figur 9. Illustrasjon av samtidighetsfaktoren,  $\alpha$ . Basert på figur i [11]

Samtidighetsfaktoren er forskjellig for ulike kundegrupper og antall kunder i kundegruppa. I denne rapporten brukes begrepet *kundegruppe* for å beskrive en klasse forbrukere som deler noen egenskaper. Eksempler på kundegrupper kan være «husholdninger» og «næringsbygninger», eller mer spesifikt, for eksempel «rekkehus i Oslo med sol på tak» og «rekkehus i Oslo uten sol på tak». Begrepet *utvalg* blir brukt for å beskrive en potensielt tilfeldig valgt sammensetning av spesifikke enkeltforbrukere i en kundegruppe. Et eksempel på et utvalg kan

være «kunde 1, kunde 2 og kunde 5». Vanligvis er samtidigheten i et stort utvalg med mange kunder lavere enn i et mindre utvalg av samme kundegruppe.

### **Bruksområder til samtidighetsfaktoren**

Samtidighetsfaktoren er et nyttig verktøy i nettplanlegging, særlig ved dimensjonering av komponenter som kabler og transformatorer i et område der nye kunder skal kobles til. De nye kundene vil som regel ikke ha sine topplaster samtidig, og den samlede strømbruken vil derfor være lavere enn summen av hver enkelt kundes topplast, som illustrert i Figur 9. Samtidighetsfaktoren kan brukes til å ta hensyn til dette og dermed sikre en mer korrekt dimensjonering, som fortsatt oppfyller tekniske krav.

**Eksempel:** Hvis det skal bygges 10 boliger, må kabel for tilførsel dimensjoneres basert på estimert samlet topplast for disse boenhetene. Utbygger forespør nettkapasitet på 10 kW per boenhet, som tilsvarer en teoretisk total kapasitet på  $10 \cdot 10 \text{ kW} = 100 \text{ kW}$ . Nettselskapet har historiske data som viser at 10 boliger vanligvis ikke bruker mer enn 60 % (eksempelverdi) av den teoretiske kapasiteten samtidig. Kabelen kan derfor dimensjoneres etter en forventet topplast på  $10 \cdot 10 \text{ kW} \cdot 0,6 = 60 \text{ kW}$ , noe som innebærer en reduksjon på 40 % sammenliknet med den teoretiske makslasten. Verdien 0,6 i dette regnestykket er samtidighetsfaktoren for de 10 boenhetene.

Generelt kan den aggregerte lasten (samlede strømbruken) til et utvalg kunder estimeres som:

$$P_{\max} \approx \alpha[n] \cdot n \cdot \bar{P},$$

hvor:

- $\bar{P}$  er den gjennomsnittlige topplasten per enkeltkunde
- $n$  er antall kunder
- $\alpha[n]$  er den forventede samtidighetsfaktoren for  $n$  kunder i den aktuelle kundegruppa
- $P_{\max}$  er den forventede aggregerte topplasten for disse forbrukerne, det vil si systemets topplast

Når man bruker samtidighetsfaktoren som vist over, er det viktig å påpeke at tallverdien for samtidighetsfaktoren er beregnet basert på eksisterende kunder, men benyttes til å estimere topplasten til kunder som ennå ikke eksisterer. Ved bruk av samtidighetsfaktoren på denne måten gjør man en rekke antakelser, kanskje uten å være klar over det. Om antakelsene ikke er oppfylt, er det risiko for både under- og overestimering av tilgjengelig nettkapasitet. I et senere underkapittel oppsummerer vi de relevante antakelsene og gir anbefalinger for hvordan de best kan håndteres.

I tillegg til dimensjonering kan samtidighetsfaktoren brukes til å estimere ledig nettkapasitet, for eksempel i en tilknytningsstudie eller en driftsmessig forsvarlig-vurdering. Både ved dimensjonering av anlegg og ved estimering av ledig nettkapasitet er det vanlig at nettselskapene benytter tabeller med samtidighetsfaktorer for én eller flere definerte kundegrupper, ofte med ulike verdier avhengig av antall kunder i systemet. Disse verdiene kan imidlertid være gamle og utdaterte, særlig fordi samtidigheten for en kundegruppe kan endre seg, for eksempel som følge av ny teknologi som spotprisstyrt elbillading.

Samtidig har nettselskapene fått økt tilgang til data som kan brukes til å oppdatere kunnskapen om samtidighet for ulike kundegrupper i nettet. Etter hvert som energibruksmønstre endres og behovet for å koble til flere kunder øker, er det derfor viktig å oppdatere tidligere antakelser og samtidighetsfaktorer.

I COFACTOR har det sentrale forskningsspørsmålet vært: *Hvordan kan man gruppere kunder på best mulig måte for å beskrive samtidigheten i strømbruken deres?*

Dette forskningsspørsmålet leder videre til følgende underspørsmål:

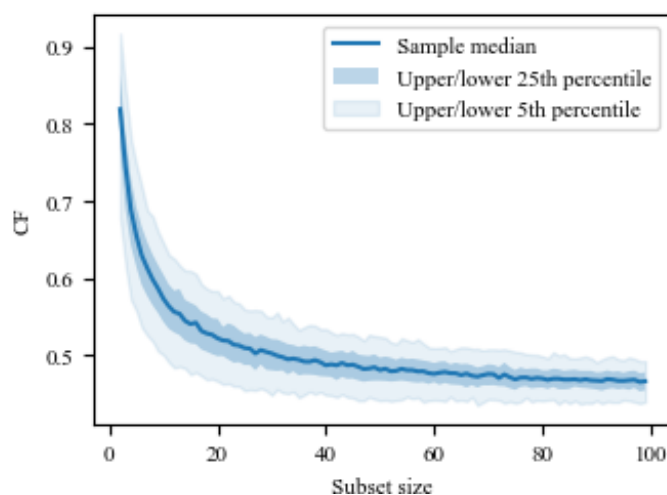
1. Hvordan kan man på mest robust og matematisk korrekt måte estimere samtidighetsfaktoren for en kundegruppe?
2. Hvordan kan man på best mulig måte definere ulike kundegrupper basert på forskjeller i samtidighetsfaktor?

## Forskning i COFACTOR-prosjektet på samtidighet

### Metode for estimering av samtidighetsfaktorer

Samtidighetsfaktoren for en kundegruppe avtar med økende antall kunder og kan variere betydelig avhengig av hvilke forbrukere som inngår i et gitt utvalg fra kundegruppa. For å håndtere denne variasjonen utviklet COFACTOR-prosjektet en robust metode for beregning av samtidighetsfaktorer, beskrevet i en egen rapport [16] som har blitt videreført i senere arbeid. Metoden bygger på å trekke flere tilfeldige utvalg med kunder,  $k$ , fra en kundegruppe og beregne samtidighetsfaktoren for hvert utvalg. Deretter beregnes gjennomsnitt, maksimum, minimum og varians for samtidighetsfaktoren knyttet til utvalgsstørrelsen  $k$ . Det trekkes nye utvalg til disse variablene har stabilisert seg.

Hvis utvalget består av få kunder, kan det være nødvendig å trekke mange utvalg før verdiene er stabilisert. Prosedyren gjentas deretter for ulike verdier av  $k$ , fra  $k = 1$  og opp til en valgt øvre grense, maksimalt lik det totale antall kunder i kundegruppa. Ved å bruke denne metoden blir beregningen av samtidighetsfaktoren robust mot tilfeldigheter som kan oppstå i trekningen av et utvalg. Figur 10 viser hvordan samtidighetsfaktoren (med median og varians) for norske husholdninger fra et åpent datasett [17] utvikler seg når antall kunder ( $k$ ) øker. I beregningen av samtidighetsfaktor for fire kunder,  $k = 4$ , var det nødvendig å trekke 10 ganger så mange kombinasjoner av fire kunder sammenliknet med ved beregning av samtidighetsfaktor for 90 kunder,  $k = 90$ , før verdiene for samtidighetsfaktoren stabiliserte seg.



Figur 10. Samtidighetsfaktor for ulike utvalg av forbrukere. X-aksen viser antallet forbrukere i hvert utvalg, og y-aksen er den beregnede samtidigheten til utvalgene, tegnet inn med både median og 25./75.- og 5./95.-persentiler for å illustrere spennet i verdiene funnet.

Figur 10 illustrerer hvordan samtidighetsfaktoren generelt avtar med økende antall kunder i utvalget. Denne sammenhengen kan beskrives matematisk, og det fins flere modeller i litteraturen som beskriver utviklingen. I COFACTOR-prosjektet har det blitt vurdert hvor godt ulike etablerte modeller gjengir endringen i samtidighetsfaktoren når antall kunder,  $k$ , øker. Analysen viste at den tradisjonelle Rusck-modellen er godt egnet for både dimensjonering og estimering av nettkapasitet for norske strømkunder [18]. Modellen beskriver sammenhengen mellom antall kunder,  $k$ , i et utvalg og deres forventede samtidighetsfaktor ved hjelp av én enkelt parameter,  $\alpha_{\infty}$ :

$$\alpha[k] = (1 - \alpha_\infty)k^{-\frac{1}{2}} + \alpha_\infty$$

Parameteren  $\alpha_\infty$  kan dermed estimeres per kundegruppe, og man kan deretter enkelt beregne forventet samtidighet til et vilkårlig antall kunder samt sammenlikne parameterverdien mellom to ulike kundegrupper.

### Metode for evaluering av kundegruppering

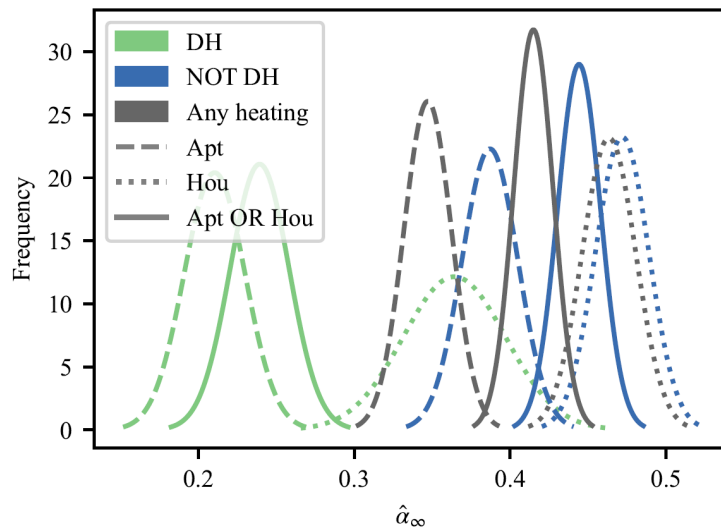
Hvordan vet man om det er hensiktsmessig å dele kunder inn i ulike grupper?

Ved innsamling av data i COFACTOR-prosjektet er det lagt vekt på å kjenne både bygningstype og oppvarmingstype for hver enkelt bygning (kunde). Denne informasjonen brukes her i en casestudie til å undersøke om oppvarmingstype og bygningstype er hensiktsmessige kriterier for å dele kundene inn i ulike grupper. Her undersøkes det spesifikt hvordan samtidighetsfaktoren varierer mellom kunder med elektrisk oppvarming og kunder med fjernvarme, samt for leiligheter og eneboliger. Dette gjøres ved hjelp av en metode som kombinerer estimering av samtidighetsfaktorer (som beskrevet i forrige kapittel) med å sammenlikne estimert varians i modellparameteren  $\alpha_\infty$  med og uten kundegrupperinger.

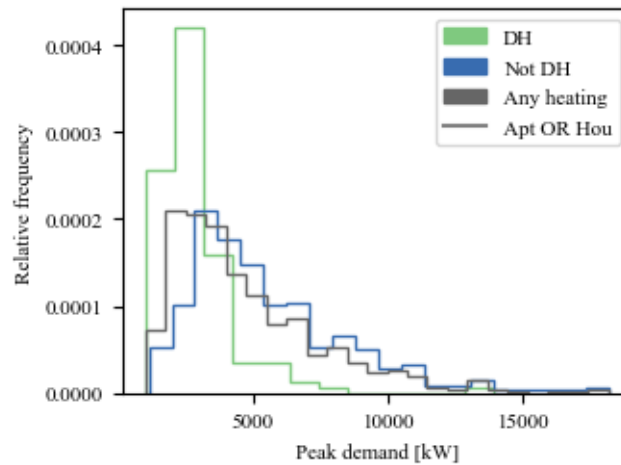
Figur 11 viser estimert verdi og varians for  $\alpha_\infty$  for boliger når de fordeles etter oppvarmingsteknologi og bygningstype. Kurvene viser estimert fordeling i form av antall bygninger/antall bygninger i datasettet («frequency», y-aksen) av ulike parameterverdier (x-aksen). Smal fordeling betyr at estimatet er treffsikkert, mens brede fordelinger betyr at det er større varians i parameteren. Fordelingene for boliger med fjernvarme (blå heltrukket kurve) og boliger med elektrisk oppvarming (grønn heltrukket kurve) overlapper i liten grad, noe som indikerer at oppvarmingstype har stor påvirkning på samtidighetsfaktoren for boliger.

Ved å bruke en egen samtidighetsfaktor for boliger med fjernvarme kan man regne med 10–30 % lavere samtidighetsfaktor sammenliknet med om man bruker samtidighetsfaktoren beregnet for alle boliger (med og uten fjernvarme). I tillegg vil topplasten for boligblokker med fjernvarme ofte være lavere enn topplasten for boligblokker med elektrisk oppvarming, som vist i Figur 12, hvor fordeling av topplast til fjernvarmekunder er generelt lavere (mot venstre) enn kunder uten fjernvarme. Totaleffekten er at aggregert topplast for bygninger med fjernvarme er lavere, og man kan redusere beregnet kapasitet for disse kundene.

Figur 11 viser også at bygningstype påvirker samtidighetsfaktoren, men i mindre grad enn oppvarmingsteknologi ettersom fordelingene for eneboliger (prikket kurve) og leilighetsbygninger (stiplet kurve) i større grad overlapper. Siden forskjellene mellom disse fordelingene er relativt små, kan det indikere at det er mindre hensiktsmessig å benytte separate samtidighetsfaktorer for disse kundegruppene.



Figur 11. Fordeling av observert simultighet for ulike kombinasjoner av fjernvarmetilgang og boligtype for boliger i Oslo. I tillegg til kombinasjonene er det også tegnet inn resultatet av ikke å gjøre en gruppering.



Figur 12. Observert topplast for bygninger i Oslo med og uten tilgang til fjernvarme

Tabell 2 og Tabell 3 viser simultighetsfaktoren (gjennomsnitt og usikkerhet) for boligkunder i Oslo når de fordeles på oppvarmingsteknologi eller boligtype med økende antall kunder i utvalget. Videre ble metodene presentert så langt også brukt til å analysere simultighetsfaktoren til innmating fra sol på tak, og til ulike oppvarmingsteknologier i bygninger, som beskrevet i kapittel 4 om lastprofiler.

Tabell 2. Samtidighetsfaktor til kunder (boliger) i Oslo, gruppert etter på tilgang til fjernvarme

| Antall boenheter | Med fjernvarme | Uten fjernvarme |
|------------------|----------------|-----------------|
| 1                | 1.00 ± 0.00    | 1.00 ± 0.00     |
| 2                | 0.73 ± 0.09    | 0.81 ± 0.07     |
| 3                | 0.64 ± 0.08    | 0.74 ± 0.07     |
| 4                | 0.58 ± 0.08    | 0.69 ± 0.06     |
| 5                | 0.54 ± 0.07    | 0.67 ± 0.06     |
| 6                | 0.51 ± 0.07    | 0.64 ± 0.06     |
| 7                | 0.49 ± 0.06    | 0.63 ± 0.05     |
| 8                | 0.47 ± 0.06    | 0.61 ± 0.05     |
| 9                | 0.46 ± 0.06    | 0.60 ± 0.05     |

Tabell 3. Samtidighetsfaktor til kunder (boliger) i Oslo gruppert etter bygningstype

| Antall boenheter | Enebolig    | Leilighet   |
|------------------|-------------|-------------|
| 1                | 1.00 ± 0.00 | 1.00 ± 0.00 |
| 2                | 0.84 ± 0.06 | 0.77 ± 0.08 |
| 3                | 0.76 ± 0.06 | 0.69 ± 0.08 |
| 4                | 0.72 ± 0.06 | 0.63 ± 0.07 |
| 5                | 0.69 ± 0.05 | 0.60 ± 0.06 |
| 6                | 0.67 ± 0.05 | 0.57 ± 0.06 |
| 7                | 0.65 ± 0.05 | 0.56 ± 0.06 |
| 8                | 0.64 ± 0.05 | 0.54 ± 0.05 |
| 9                | 0.63 ± 0.04 | 0.53 ± 0.05 |

### Bruk og beregning av samtidighetsfaktorer for bygninger

Samtidighetsfaktoren ble første gang formulert matematisk allerede i 1956 [14]. Senere forskning har vist at flere av antakelsene i den opprinnelige formuleringen ikke nødvendigvis stemmer overens med hvordan bygninger bruker strøm i dag [10, 11]. Til tross for dette gir bruk av samtidighetsfaktoren til estimering av topplast i mange tilfeller tilstrekkelig gode resultater, men det er viktig å ta visse forhåndsregler ved bruk av samtidighetsfaktoren. I Tabell 4 oppsummeres COFACTOR-prosjektets anbefalinger om bruk og beregning av samtidighetsfaktorer og hvilke antakelser man bør gjøre ved beregning av samtidighetsfaktoren fra energimåledata.

Tabell 4. Oppsummering av bruk og beregning av samtidighetsfaktorer for bygninger

| Antakelse   | Begrunnelse  | Anbefaling  |
|---|--|---|
| <i>Antall forbrukere i datasettet er stort nok.</i>                         | Hvis man beregner samtidighetsfaktoren basert på få kunder, vil ikke resultatene være robuste mot tilfeldigheter, eller resultatet vil ha for stor usikkerhetsmargin til å kunne brukes.   | Velg et stort nok datasett og/eller utfør tilfeldig trekking av ulike utvalg med ulike størrelser fra datasettet.   |
| <i>Strømbruken til de enkelte kundene i kundegruppa er «sammenliknbar».</i> | Bruk av samtidighetsfaktoren forutsetter at forbrukerne i systemet har sammenliknbare lastprofiler, selv om den faktiske energibruken aldri er helt identisk. Det innebærer blant annet at forbrukernes topplaster bør være i samme størrelsesorden. | Bruk målinger som er basert på et konsistent antall forbrukere bak hver «kunde», og benytt helst data fra enkeltbygninger der slike data er tilgjengelig. Bruk kun data fra enheter med sammenliknbar teoretisk topplast, for eksempel ved å avgrense analysen til samme område, samme hovedsikrings- |

| Antakelse                                  | Begrunnelse   | Anbefaling  |
|--|---|---|
| <i>Dataene har tilstrekkelig kvalitet.</i> | Manglende data og målerfeil kan ha stor påvirkning på topplasten i energimåledata fra bygninger og dermed også den beregnede samtidighetsfaktoren.  | størrelse eller samme bygnings-type.<br>Før energimåledata benyttes til beregning av samtidighetsfaktorer, bør man kontrollere at dataene ikke inneholder avvik forårsaket av målerfeil.<br>Alternativt kan man avgrense datasettet til et tidsrom der det ikke forekommer målerfeil.                       |
| <i>Datasettet er uten ekstremverdier.</i>  | En rapport [6] viser at utelatelse av ekstremverdier kan gi merkbare endringer i den beregnede samtidighetsfaktoren. Det understreker både viktigheten av god datakvalitet og forutsetningen om at forbrukerne som inngår i analysen, bør ha sammenliknbare lastprofiler.   | Identifiser og håndter ekstremverdier slik at kundene forblir sammenliknbare. Vurder om ekstremverdiene skyldes målerfeil eller andre årsaker.  |
| <i>Systemets topplast er observert.</i>    | Ved bruk av samtidighetsfaktorer til å beregne topplasten i et system ser man på sannsynligheten for at forbruket til enkeltforbrukere inntreffer samtidig. Det vil alltid være en viss mulighet for at en høyere samlet topplast kunne blitt observert i et datasett dersom måleperioden hadde vært lengre. Samtidig kan enkeltstående timer gi uvanlig høy strømbruk som ikke nødvendigvis bør være dimensjonerende for nettet alene, for eksempel høy strømbruk på julaften. | Datasettet bør inneholde data fra vintermånedene slik at de faktiske topplastene i systemet kan observeres. Ved å trekke flere tilfeldige utvalg, kombinert med kontroll av om topplast-tidspunktet varierer mellom ulike utvalg, blir estimatet av samtidighetsfaktoren mer robust mot «julafteneffekten». |

Store variasjoner i energibruk og topplast gjør det vanskelig å beregne én felles samtidighetsfaktor for kundegrupper som består av næringsbygninger. For slike kunder anbefales det derfor å gjøre individuelle vurderinger i større grad enn for boligkunder ved dimensjonering av nett eller beregning av nettkapasitet. Samtidig kan erfaringer og måledata fra eksisterende, liknende næringsbygninger i samme nettområde brukes som støtte i vurderingen.

Mer om hvordan samtidighetsfaktor er beregnet for ulike kundegrupper samt dokumentasjon av beregning av samtidighetsfaktorer fins i litteraturen nevnt nedenfor:

**LES MER:**

B. M. Delgado, D. Bjerkehagen, H. T. Walnum, og Å. Lekang Sørensen, «Impact of Space Heating Technologies on the Electricity Demand in Norwegian Detached Houses», i 2025 IEEE Kiel PowerTech, jun. 2025, pp. 1-6, doi: 10.1109/PowerTech59965.2025.11180634.

D. Bjerkehagen, Å. L. Sørensen, og B. Ludvigsen, «Characterizing the coincidence of residential power demand», i 2025 IEEE Kiel PowerTech, jun. 2025, pp. 1-7, doi: 10.1109/PowerTech59965.2025.11180268.

S. V. Pandiyan, Å. L. Sørensen, H. T. Walnum, og J. Rajasekharan, «Implications of smart electric water heaters: A detailed analysis of load profiles and aggregated peak load», IET Conference Proceedings, vol. 2025, no. 14, pp. 1570-1574, okt. 2025, doi: 10.1049/icp.2025.1874.

Å. L. Sørensen, J. Hole, D. Bjerkehagen, og H. T. Walnum, «From customers to prosumers: PV systems impact on residential load profiles, peak power, and coincidence», IET Conference Proceedings, vol. 2025, no. 14, pp. 2396-2400, okt. 2025, doi: 10.1049/icp.2025.2101.

<https://gitlab.sintef.no/aktive-kraftnett/powerset-sampling>  
<https://gitlab.sintef.no/aktive-kraftnett/coincidence-factors>

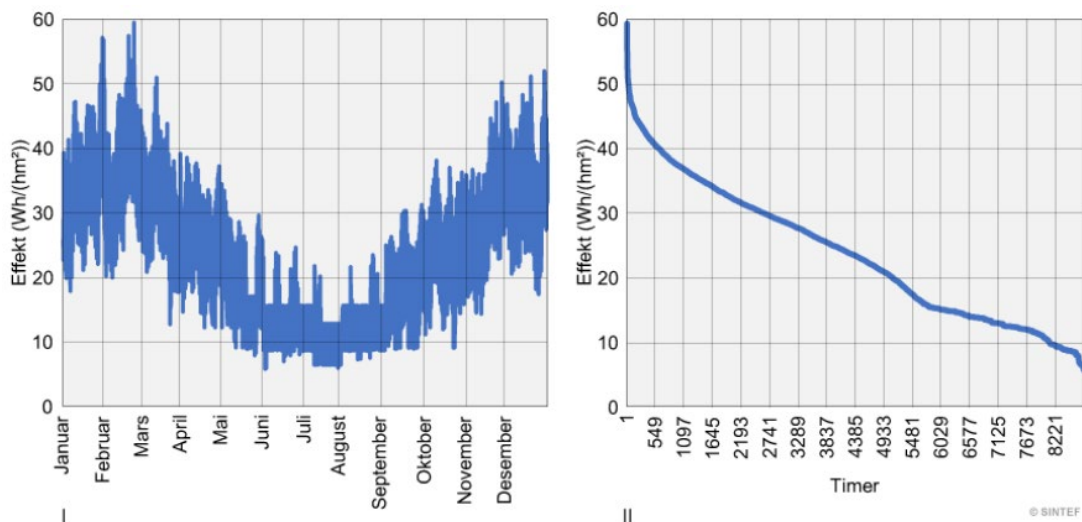
## 4 Lastprofiler for bygninger

Et av målene i COFACTOR har vært å bruke nye måledata til å utvikle nye lastprofiler for norske bygninger og ulike energibruksformål i bygningene.

En **lastprofil** er en tidsserie som viser effekt i en bygning (energibehov per time) over ett år. Figur 13 (I) viser et eksempel på en slik lastprofil for elektrisitetsbruken i en bygning som utelukkende benytter elektrisitet, ikke fjernvarme eller ved, til oppvarming. Lastprofilen viser store sesongvariasjoner i effektbehovet: Om vinteren er energibruken høyere på grunn av lave utetemperaturer og dermed økt behov for elektrisk oppvarming. I tillegg er det store variasjoner gjennom dagen som skyldes aktiviteten i bygningen.

En **lastvarighetskurve** viser de samme dataene som lastprofilen, men verdiene er sortert fra den høyeste til den laveste effekten. Lastvarighetskurven benyttes gjerne for å vise forholdet mellom topplasten (den høyeste oppnådde effekten i løpet av året) og effekt i de øvrige timene. Det kan lages lastprofiler for både energibehovet og energibruken til bygninger og for bruk av ulike energivarer.

Lastprofiler og lastvarighetskurver brukes til å beregne effektbehov gjennom året for bygninger og områder, samt til dimensjonering av tekniske systemer i bygninger. De kan brukes i scenarioanalyser for å se på hvordan endret sammensetning, oppgraderinger eller tekniske tiltak i bygninger påvirker energibruken og effektbehovet i området.



Figur 13. Lastprofil (I) og lastvarighetskurve (II) for energibruken i en bygning som bruker elektrisitet til oppvarming

### Lastprofiler for småhus med ulike oppvarmingsteknologier

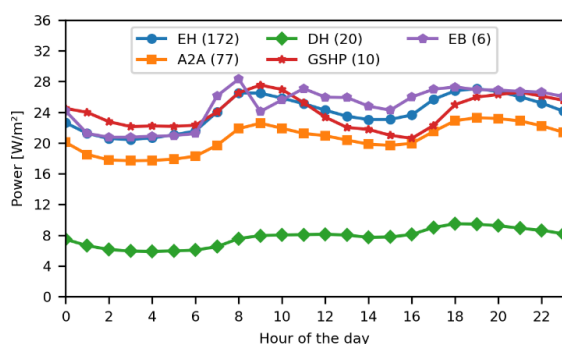
I Norge går en stor andel av strømbruken til oppvarming av bygninger. Det preger både den totale strømbruken og dimensjoneringen av strømmettet ettersom behovet varierer kraftig med utetemperaturen. Elektriske oppvarmingsteknologier omfatter blant annet panelovner, varmepumper, elkjeler og varmekabler, ofte i kombinasjon. De fleste småhus benytter elektrisitet, enkelte også vedfyring, mens bare et mindretall er tilknyttet fjernvarme.

I en av studiene i COFACTOR-prosjektet [21] ble energimåledata og bygningsinformasjon fra 675 småhus analysert for å se hvordan oppvarmingsteknologier påvirker lastprofilene i småhus. Resultatene viser at husholdninger med luft-til-luft varmepumpe i gjennomsnitt hadde 4–21 % lavere strømbruk og 10–12 % lavere topplast i vintermånedene sammenliknet med boliger med kun panelovner innenfor samme prisområde. At varmepumpene reduserer energibruken er som forventet, men at det påvirker topplast er mindre intuitivt. Årsaken er at både

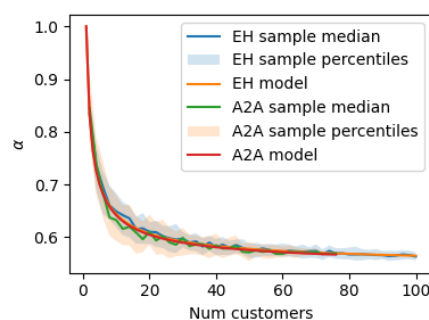
kapasiteten og effektiviteten til luft-til-luft varmepumpene reduseres ved svært lave temperaturer og derfor ofte må kompenseres med varme fra elektriske panelovner og vedovner i de kaldeste periodene. Analysene viste også at boligene med panelovner og luft-til-luft varmepumper hadde tilnærmet samme samtidighet for topplasten.

Boliger med fjernvarme skilte seg ut ettersom de kun bruker en tredjedel så mye elektrisitet som boligene med panelovn, i tillegg til å ha vesentlig lavere topplast enn husholdningene med elektrisk oppvarming fordi de i hovedsak kun bruker strøm til elspesifikke formål.

Studien så også på lastprofilen til småhus med væske-vann varmepumper og elkjeler. Det var derimot komplisert å sammenlikne ytelsen til oppvarmingsteknologiene i disse bygningene da slike systemer ofte er installert i eldre bygninger med høyere energibehov enn nyere boliger.



Figur 14. Gjenomsnittlige døgnlastprofiler for elektrisitetsbruk i boliger i Oslo. Antall bygninger er vist i parentes. EH = Electric heating, DH = District heating, EB = Electric boiler, A2A = Luft til luft varmepumpe, GSHP = bergvarmepumpe.



Figur 15. Modeller og observasjoner av samtidighetsfaktoren for husholdninger i Oslo med panelovner (EH) og luft-til-luft varmepumper (A2A)

#### LES MER:

B. M. Delgado, D. Bjerkehagen, H. T. Walnum, og Å. Lekang Sørensen, «Impact of Space Heating Technologies on the Electricity Demand in Norwegian Detached Houses», i 2025 IEEE Kiel PowerTech, jun. 2025, pp. 1-6.

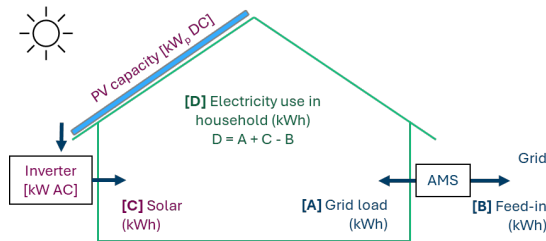
### Lastprofiler for boliger før og etter installering av solcellepaneler

En nettkunde som både produserer og bruker strøm kalles en prosumert. Dersom prosumertene leverer mindre enn 100 kW tilbake til strømmettet, betegnes de i tillegg som plusskunder [22]. I en COFACTOR-studie av plusskunder [7] ble det undersøkt hvordan lastprofilen til husholdningskunder endret seg før og etter installering av solcellepaneler. AMS-måledata fra 81 husholdninger i Arendal og Kristiansand ble samlet inn i periodene før (2018–2019) og etter (2022–2023) installering. Dataene inkluderer både strøm kjøpt fra nettet [A] og strøm solgt tilbake til nettet, såkalt innmating [B], som illustrert i Figur 16. I tillegg var det oppgitt informasjon om installert solcellekapasitet (kW), men ikke om den faktiske energiproduksjonen.

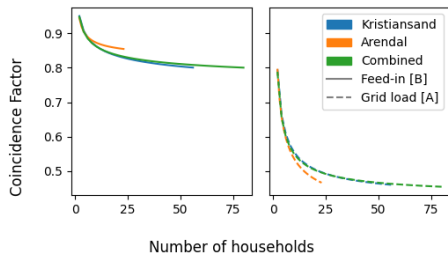
Figur 18 viser hvordan gjennomsnittlige døgnprofiler for importert strøm i ulike måneder ble påvirket av solcelleanlegg med ulik størrelse, sammenliknet med situasjonen før installering (grå kurve). Lastprofilene viser tydelig at importen er høy og innmatingen lav om vinteren, mens mønsteret er motsatt om sommeren. Prosumenter med anlegg på 2–10 kW installert kapasitet (n = 63) hadde en gjennomsnittlig årlig innmating på 3 100 kWh, mens de med 11–21 kW (n = 18) hadde 7 700 kWh. Over året fordelte den totale innmatingen seg slik: 35 % på våren, 50 % på sommeren, 13 % på høsten og 2 % på vinteren.

Gjennomsnittlig makseffekt for import var 8,8 kW, uavhengig av solcelleanleggenes størrelse. Dette skyldes at importtoppen oppstår på vinterstid, når solproduksjonen er fraværende eller

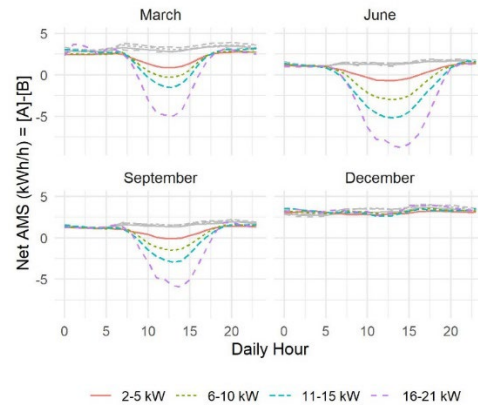
svært lav, slik at anleggene i liten grad reduserer lasttoppene. Makseffekten for innmating varierte mellom 0,6 og 17,6 kW og økte med installert kapasitet. I 2022–2023 hadde 19 av 81 husholdninger høyere innmatingstopp enn laststopp. Ved å aggregere timevis verdier for alle 81 husholdninger var maksimal innmating 386 kWh/h i 2023, noe som oversteg maksimal import på 360 kWh/h. Dette skyldes en høyere samtidighetsfaktor for innmating (0,73) enn for import (0,42) som vist i Figur 17. Høy samtidighet kan føre til store samlede innmatingstopper, og det ble også analysert hva som er effekten av struping på topplast og inntektstap for kunder med sol på tak.



Figur 16. En husholdningsprosumer bruker [D] i energi og har lokal energiproduksjon [C]. Differansen mellom D og C importeres fra [A] eller mates inn til strømmettet [B].



Figur 17. Samtidigheidsfaktor for innmating (venstre) og import (høyre) fordelt på lokasjon når antall brukere øker



Figur 18. Gjennomsnittlige døgnlastprofiler for husholdningene før installering av solceller (grå) og etter installering, fordelt på installert kapasitet

**LES MER:**

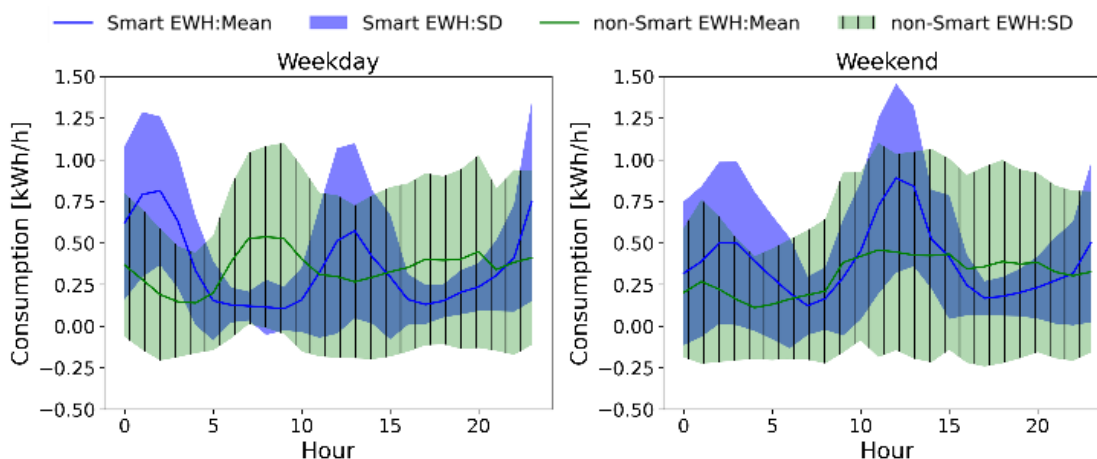
Å. L. Sørensen, J. Hole, D. Bjerkehagen, og H. T. Walnum, «From customers to prosumers: PV systems impact on residential load profiles, peak power, and coincidence», IET Conference Proceedings, vol. 2025, no. 14, pp. 2396-2400, okt. 2025, doi: 10.1049/icp.2025.2101.

**Lastprofiler for smarte varmtvannsberedere i boliger**

De fleste boliger i Norge har varmtvannsberedere som brukes til oppvarming av tappevann. Varmtvannsberedere har flere egenskaper som gjør at de kan brukes til å styres smartere for å spare kostnader for forbrukere og tilby tjenester for forbrukerfleksibilitet til nettet. Blant annet har de høy elektrisk effekt og varmelagringskapasitet som gjør at de gjennom smart styring kan utsette strømbruken fra timer med høy strømpris til timer med lavere strømpris[23]. I en studie fra COFACTOR[6] ble det analysert måledata fra 4 500 smarte varmtvannsberedere levert av Oso Hotwater. Datasettene besto av tidsmålinger av strømbruk gjennom hele 2024. Kundene hadde to ulike typer varmtvannsberedere: enten med 200-liters tank og 2 kW kapasitet eller med 300-liters tank og 3 kW kapasitet. Beredere er installert i husholdninger i alle de fem prisområdene i Norge med ulike husholdningssammensetninger, noe som ga et bredt grunnlag for å undersøke sammenhengen mellom varmtvannsbruk, styringsstrategier og strømpris.

Analysen viste tydelig hvordan lastprofilen for varmtvannsberedere med smart styring avvok fra beredere uten styring. Studien viste at beredere med smart styring, som fulgte prissignaler,

bidro til lavere kostnader for husholdningene både gjennom redusert spotpris og lavere energikomponent i nettleien. Det ble også vist at det fins et betydelig potensial for forbrukerfleksibilitet utløst av smart styring av varmtvannsberedere som kan gi positive effekter for kraftsystemet. Figur 19 viser strømbruken til smarte varmtvannsberedere sammenliknet med varmtvannsberedere uten smart styring en gjennomsnittlig arbeidsdag og helgedag i NO1. Døgnlastprofilene viser at de smarte berederne flytter mer av strømbruken til timene med lavere spotpris – for eksempel til natta eller midt på dagen.



Figur 19. Strømbruken til smarte varmtvannsberedere vs. varmtvannsberedere uten smart styring en gjennomsnittlig arbeidsdag og helgedag i NO1.

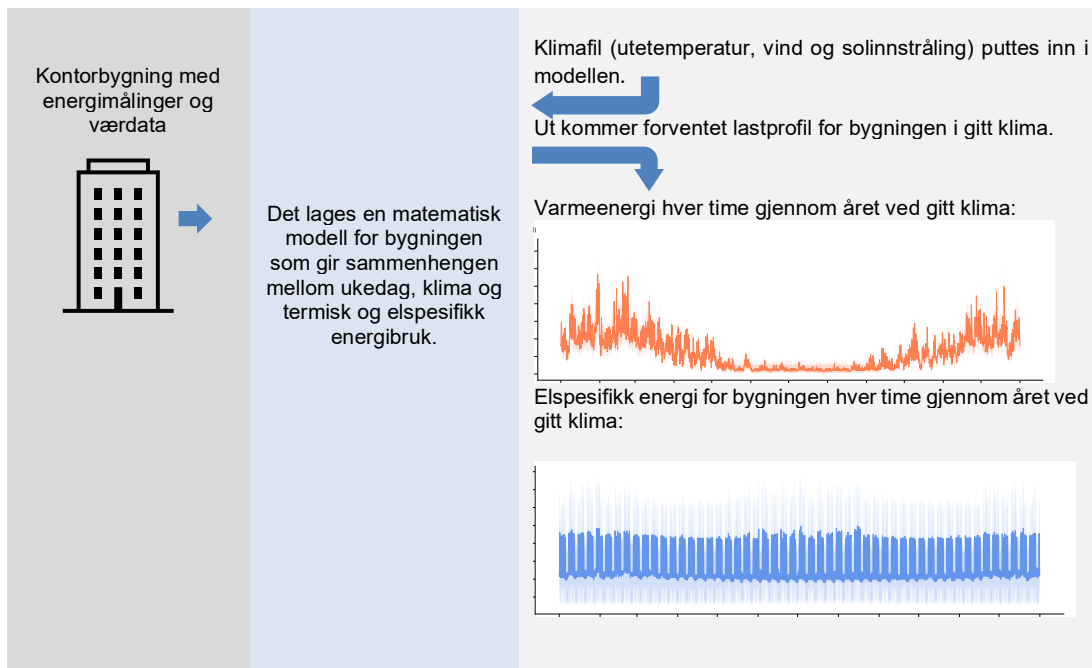
**LES MER:**

S. V. Pandiyan, Å. L. Sørensen, H. T. Walnum, og J. Rajasekharan, «Implications of smart electric water heaters: A detailed analysis of load profiles and aggregated peak load», i CIRED 2025, jun. 2025.

**Lastprofilverktøyet Building-PROFet**

Building-PROFet er et modellverktøy som genererer syntetiske lastprofiler for bygninger og områder. Lastprofilene fra Building-PROFet kan brukes til å beregne elektrisk og termisk energibruk per time for et nabolag eller område basert på sammensetning av bygninger og klima, og kan benyttes i nettplanlegging og scenarioanalyser.

Building-PROFet har blitt utviklet gjennom flere prosjekter, og den siste versjonen har blitt videreutviklet blant annet i COFACTOR-prosjektet. Building-PROFet fungerer ved å lage temperaturavhengige energisignaturmodeller for bygninger som kalibreres mot bygningenes målte energibruk. Dette gjøres ved å lage separate modeller for termisk energibruk («varmemodell») og for elspesifikk energibruk («elektrisitetsmodell») for bygningene. På bakgrunn av modellene kan man simulere en bygnings energibruk for vilkårlige klimatiske forhold. Dette er forenklet forklart i Figur 20. Deretter er det mulig å simulere energibruken til et område ved å sette sammen modellene til en gruppe med bygninger og gi informasjon om klimaet i området.



Figur 20. Illustrasjon av hvordan modeller lages og brukes til å lage predikasjoner for energibehov på timesnivå for ulike bygninger

Building-PROFet ble opprinnelig utviklet for å generere lastprofiler for termisk og elspesifikt energibehov i ulike bygningskategorier på timesnivå [24], [25], [26]. Senere er modellverktøyet videreutviklet slik at det også kan gi lastprofiler for elbillading i bygninger [27]. Videre har det blitt validert mot måledata [28], [29].

De første versjonene av Building-PROFet ble utviklet basert på energimåledata med timesoppløsning fra 300+ bygninger med til sammen over 2,5 millioner m<sup>2</sup> bruksareal fra ulike steder i Norge. Energimålingene fra disse bygningene ble samlet inn i forskingssenteret FME ZEN og lagret i en database kalt treASURE. Disse bygningene var alle tilknyttet fjernvarmenettet og hadde fjernvarmemåler i tillegg til strømmåler slik at den termiske og elspesifikke energibruken per time var kjent. Hver av bygningene hadde målinger med en varighet på mellom ett og fire år, fra 2009 til 2017. I denne perioden hadde solceller (PV) og elbillading (EV) liten påvirkning på strømbruken til norske bygninger.

### Ny versjon av Building-PROFet

Gjennom COFACTOR-prosjektet har det blitt samlet inn energimåledata fra et betydelig antall nye bygninger som beskrevet i kapittel 2 Datainnsamling. Den nyeste versjonen av Building-PROFet [30] har blitt videreutviklet ved hjelp av disse dataene og er beskrevet i dette kapitlet. De nye energimåledataene fra COFACTOR har ført til at datagrunnlaget i den nye versjonen av verktøyet har økt slik at den nå baserer seg på energimåledata fra over 1 000 hovedmålere (strøm og fjernvarme) fra bygninger med til sammen over 3,7 millioner m<sup>2</sup> bruksareal til sammen. Dette er beskrevet ytterligere i Vedlegg A.

Bygningene brukt i utviklingen av Building-PROFet er klassifisert etter bygningskategori, for eksempel småhus, leilighetsblokker, kontorer, butikker og skoler.

Energimåledataene fra de fleste *boligblokkene* og *næringsbygningene* som er brukt i utviklingen av Building-PROFet, inneholder hovedmålere for strøm i tillegg til undermålere for elektrisk oppvarming eller hovedmålere for fjernvarme. Det gjør det enkelt å skille den termiske og elektriske energibruken i disse bygningene. I tillegg til bygningskategori klassifiseres

«varmemodellen» for disse bygningene ved Oslo-klima basert på hvor energieffektive de er. Energieffektivitetsklassene er:

- **Very efficient (E)** = omtrent passivhusstandard
- **Efficient (T)** = omtrent TEK10-standard [31] – også et ambisiøst, men realistisk nivå for energieffektiv rehabilitering
- **Regular (R)** = gjennomsnittlig standard i bygningsmassen
  - **R-** = omtrent TEK87 eller dårligere
  - **R+** = mellom «T» og «R-»

Energimåledataene som er samlet inn for småhus i perioden for COFACTOR-prosjektet, inneholder i hovedsak kun AMS-måledata, altså kun elektrisk hovedmåler, noe som gjør at det ikke er mulig å skille ut hvor mye av energien i småhusene som går til oppvarming. Årsaken er at selv de få husene som er koblet til fjernvarme ikke er utstyrt med smarte målere, slik at timemålinger rett og slett ikke er tilgjengelige. Småhus er derfor behandlet annerledes enn de andre bygningskategoriene i Building-PROFet. Småhusene har ikke egne varmemodeller og elektrisitetsmodeller – kun én modell for den samlede elektrisitetsbruken deres. Småhusene er tilgjengelig inndelt etter hva slags oppvarmingstype de har:

- **House\_EL** = helelektrisk med direkte elektrisk oppvarming (panelovner)
- **House\_A2A** = helelektrisk med luft-til-luft varmepumpesystem
- **House\_GSHP** = helelektrisk med bergvarmepumpesystem
- **House\_DH** = tilkoblet fjernvarme, kun elektriske spesifikke målinger

En av hovedforskjellene mellom de eldre versjonene av Building-PROFet og den nye er at det nå lages en varmemodell/elektrisitetsmodell for hver eneste bygning som Building-PROFet bygger på, i stedet for å lage en modell per bygningskategori. Det gjør tilnærmingen skalerbar og enkel å utvide når nye måledata blir tilgjengelige.

Tabell 5 og Tabell 6 viser hvor mange bygninger det er laget modeller for henholdsvis næringsbygninger + boligblokker og småhus fordelt på energieffektivitetsklassene eller oppvarmingsteknologi. Elektrisitetsmodellen i Building-PROFet klassifiseres ikke i energi-effektivitetsklasser ettersom elspesifikt energibruk i større grad avhenger av brukeratferd enn bygningens standard. Legg merke til at det er ulikt antall bygninger med varme- og elektrisitetsmodeller i Tabell 5. Årsaken er at noen av bygningene i databasen kun har fjernvarmemåler eller elspesifikk måler, og for disse bygningene er det kun laget én modell.

Tabell 5. Oversikt over modeller for varme og elektrisitet for boligblokker og næringsbygninger med energieffektivitetsklassifisering. Gjennomsnittlige lastprofiler for gruppene med mer enn ti modeller er vedlagt i denne rapporten (markert i grønt; mørkegrønt betyr mer enn tretti modeller).

| VARME               | E         | T          | R+         | R-        | Total      |
|---------------------|-----------|------------|------------|-----------|------------|
| Boligblokk          | 4         | 20         | 21         | 27        | 72         |
| Kontorbygning       | 5         | 42         | 25         | 2         | 74         |
| Forretningsbygning  | 3         | 12         | 12         | 1         | 28         |
| Hotellbygning       | 0         | 3          | 13         | 2         | 18         |
| Barnehage           | 0         | 24         | 24         | 1         | 49         |
| Skolebygning        | 4         | 52         | 41         | 5         | 102        |
| Universitetsbygning | 0         | 4          | 9          | 8         | 21         |
| Kulturbygning       | 0         | 3          | 1          | 2         | 6          |
| Idrettsbygning      | 1         | 3          | 1          | 0         | 5          |
| Sykehusbygning      | 0         | 3          | 6          | 0         | 9          |
| Sykehjem            | 1         | 7          | 39         | 4         | 51         |
| <b>Totalt</b>       | <b>18</b> | <b>173</b> | <b>192</b> | <b>52</b> | <b>435</b> |

| ELSPESIFIKT         | Total      |
|---------------------|------------|
| Boligblokk          | 42         |
| Kontorbygning       | 49         |
| Forretningsbygning  | 25         |
| Hotellbygning       | 3          |
| Barnehage           | 40         |
| Skolebygning        | 93         |
| Universitetsbygning | 20         |
| Kulturbygning       | 0          |
| Idrettsbygning      | 0          |
| Sykehusbygning      | 6          |
| Sykehjem            | 39         |
| <b>Totalt</b>       | <b>317</b> |

Tabell 6. Oversikt over modeller for total energibruk for boligblokker og næringsbygninger med energieffektivitetsklassifisering. Gjennomsnittlige lastprofiler for gruppene med mer enn ti modeller er vedlagt i denne rapporten (markert i grønt; mørkegrønt betyr mer enn tretti modeller). For gruppene House DH og House GSHP er det tatt med «ufiltrerte modeller». Det innebærer at det var få bygninger tilgjengelig i databasen der det var mulig å lage modeller med tilstrekkelig kvalitet, men de er likevel inkludert fordi det ble prioritert å ha nok modeller framfor hver enkelt modells ytelsesindikatorer. Dette er beskrevet ytterligere i Vedlegg A.

| HEAT - Ellmp       | House_DH | House_EL | House_A2A | House_GSHP | Total |
|--------------------|----------|----------|-----------|------------|-------|
| Småhus             | 0        | 164      | 119       | 6          | 289   |
| Småhus (ufiltrert) | 15       |          |           | 18         |       |

### Modellering og validering av bygningsmodeller i Building-PROFet

I Vedlegg A fins det en detaljert beskrivelse av hvordan modellene for hver bygning er laget og validert for boligblokker, kontorbygninger, skolebygninger og småhus.

#### Building-PROFet modul for elbillading

I tillegg til lastprofilmodellene for bygningers energibehov er det utviklet en elbillading modul for modellering av lastprofiler for elbillading i bygninger gjennom andre samarbeidsprosjekter. Modulen for elbillading ble utviklet basert på måledata fra titusenvis av ladesesjoner fra ulike bygninger flere steder i Norge [32], [33], fra ulike målekampanjer over lengre tidsperioder. Basert på ladedataene er det laget typiske lastprofiler for elbillading i henholdsvis boliger og næringsbygninger. En full beskrivelse av modulen for elbillading fins i [34].

#### Predikerte lastprofiler for ulike bygningskategorier fra Building-PROFet

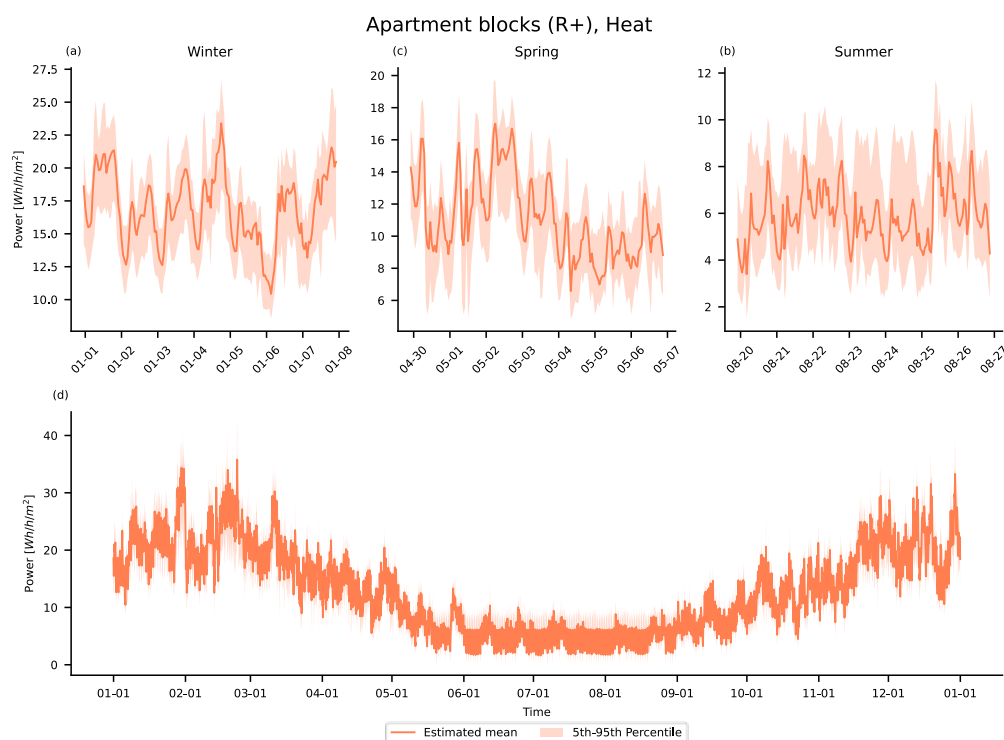
I de følgende delkapitlene er det utarbeidet predikerte lastprofiler for bygningskategoriene boligblokker, kontorbygninger og småhus. Predikeringen innebærer at for hver bygningskategori er alle modellene (fra Tabell 5 og Tabell 6) predikert ved bruk av samme klimafil. Deretter er det beregnet gjennomsnittlige lastprofiler per bygningskategori. I denne rapporten benyttes Oslo-referanseklime, som er definert i NS 3031:2014. Den gjennomsnittlige lastprofilen beregnes deretter som et bruksarealvektet gjennomsnitt av de predikerte lastprofilene. I tillegg beregnes lastprofiler for 5.- og 95.-persentilene for å vise mulig variasjon i lastprofilene per bygningskategori.

I tillegg til gjennomsnittlige lastprofiler for bygningskategoriene boligblokk, kontorbygning og småhus, fins det predikerte lastprofiler for bygningskategoriene forretningsbygning, hotellbygning, barnehage, skolebygning og sykehjem i Vedlegg B.

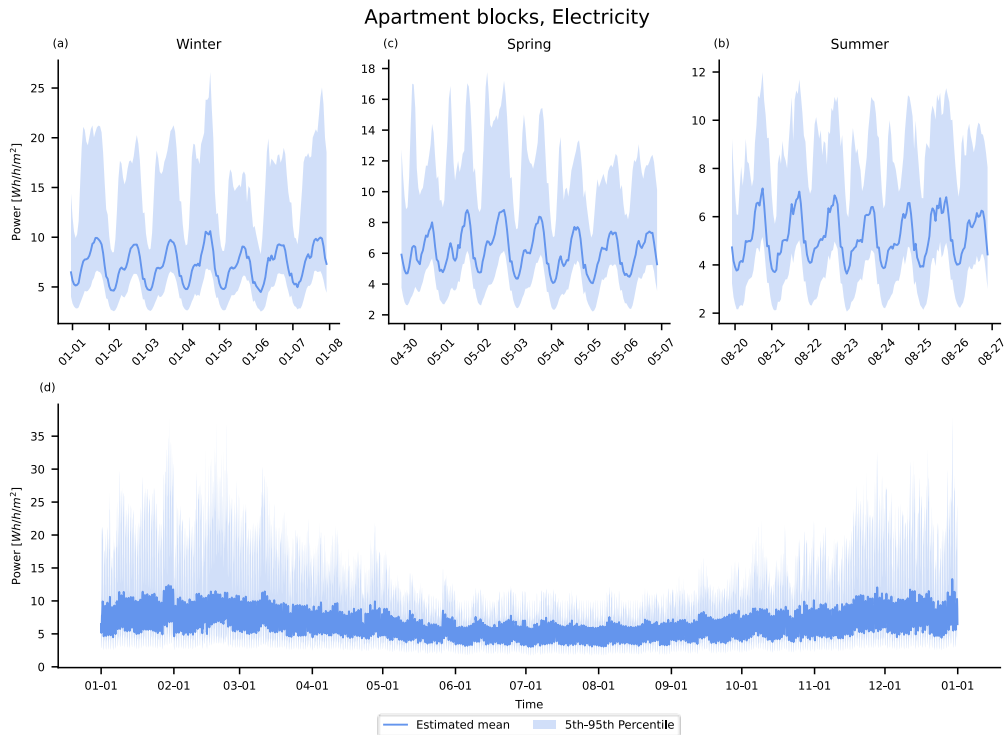
### Predikerte lastprofiler for boligblokker

Figur 21 viser den predikerte varmelastprofilen for boligblokker (Apartment blocks) med energieffektivitetsstandard R+, det vil si med en gjennomsnittlig bygningsstandard mellom TEK87 og TEK10. Figuren viser beregnet energibehov til oppvarming ( $\text{Wh}/\text{hm}^2$ ) per time gjennom hele året, samt energibehov til oppvarming gjennom tre utvalgte uker om vinteren, våren og sommeren. Figurene viser at det er sterk sesongvariasjon for energibehovet til oppvarming.

Figur 22 viser den predikerte lastprofilen og ukesprofilene for elsesifikt energibehov for den samme bygningsgruppa. Det gjennomsnittlige elsesifikke energibehovet er lavere enn det gjennomsnittlige varmebehovet. Samtidig er variasjonen i elektrisitetsbehovet større enn variasjonen i varmebehovet, noe som illustreres av de betydelige forskjellene mellom 5.- og 95.-persentilene. Lastprofilen viser også en svak sesongvariasjon, som kan forklares med økt bruk av belysning om vinteren og at beboere tilbringer mer tid innendørs. Måledataene kan imidlertid også inkludere noe elektrisitet til oppvarming, for eksempel strøm til elektrisk gulvvarme på bad, selv i bygninger som er tilknyttet fjernvarme.

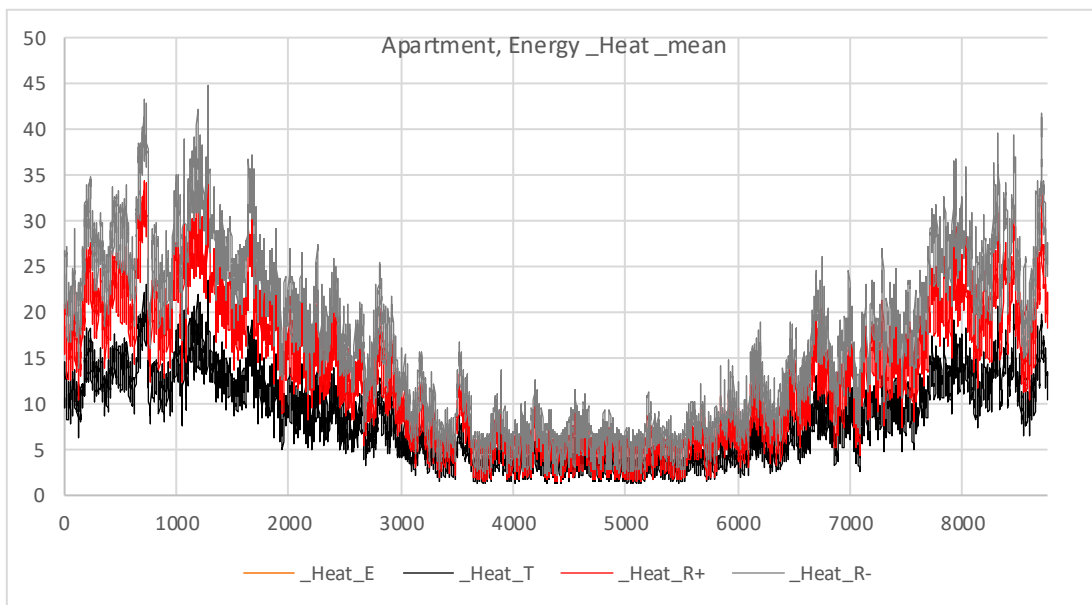


Figur 21. Predikert varmelastprofil for boligblokker (Apartment blocks) med energieffektivitetsklasse R+ (tilsvarende bygninger mellom TEK87 og TEK10) i Oslo-klima



Figur 22. Predikert elsespesifikk lastprofil for boligblokker (Apartment blocks) i Oslo-klima

Figur 23 viser i predikert varmelastprofil for boligblokker med de ulike energieffektivitetsklassene. Figuren viser at det er store forskjeller i energibehov og topplast for de ulike klassene.



Figur 23. Gjennomsnittlig predikert varmelastprofil for boligblokker (Apartment blocks) i Oslo-klima for hver av de ulike energieffektivitetsklassene. Den mest energieffektive klassen, Heat\_E, er ikke vist siden det var færre enn 10 modeller for denne klassen. T er omtrent TEK10-standard, mens R+ og R- tilsvarer eldre og mindre energieffektive klasser.

Det predikerte gjennomsnittlige årlige energibehovet og den tilhørende topplasten for boligblokker med ulike energieffektivitetsklasser ved Oslo-klima er oppsummert i Tabell 7. Tabellen understreker de betydelige forskjellene mellom klassene. Forskjellene gjelder

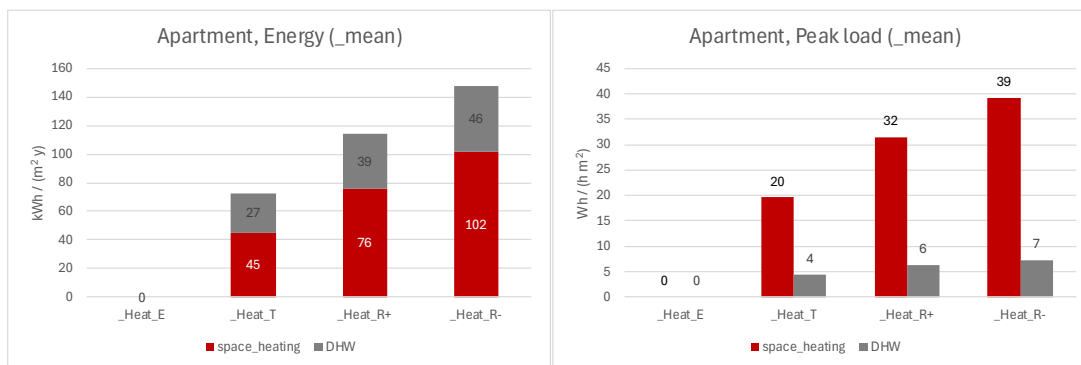
imidlertid kun varmebehovet fordi modellen for elspesifikt energibehov er beregnet for alle boligblokker, som beskrevet tidligere. I tillegg til forskjellene i gjennomsnittsverdier mellom energieffektivitetsnivåene, viser 5.- og 95.-persentilene at det er stor variasjon i varmeenergi-behovet også innenfor samme klasse.

Tabell 7. Gjennomsnittlig predikert energibehov og effektbehov for boligblokker i Oslo-klima

| Boligblokk  | Heat_T          | Heat_R+           | Heat_R-            | Elspesifikt      |
|---|-----------------|-------------------|--------------------|------------------|
| Sum energibehov (snitt) [kWh/m <sup>2</sup> år]<br>(5.- og 95.-persentil)   | 72<br>(54 - 90) | 115<br>(86 - 140) | 148<br>(119 - 283) | 57<br>(36 - 119) |
| Endring i sum gjennomsnittlig energi-behov sammenliknet med R+              | -37 %           | 0 %               | 29 %               | -                |
| Topplast energibehov (snitt) [Wt/m <sup>2</sup> ]<br>(5.- og 95.-persentil) | 24<br>(18 - 31) | 36<br>(28 - 42)   | 45<br>(37 - 86)    | 13<br>(8 - 38)   |
| Endring i topplast for gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+      | -34 %           | 0 %               | 25 %               | -                |

For boligblokker har det i tillegg blitt vurdert hvor mye av varmeenergi-behovet som går til romoppvarming, og hvor mye som går oppvarming av varmt tappevann. Resultatene er vist i Figur 24. Metoden er også sammenliknet med andre metoder i [35] og er oppsummert i kapittel 5. Det årlige predikerte energibehovet til tappevannsoppvarming for boligblokker med energieffektivitetsklasse T er 27 kWh/m<sup>2</sup>·år (brutto energibehov). Det samsvarer med inndata normverdier for energibehov til tappevann i boligblokker fra NS 3031 på 25 kWh/m<sup>2</sup>·år, men man bør være bevisst på at dette er netto energibehov og ikke omfatter sirkulasjons- og distribusjonstap.

Sammenliknet med klasse T er predikert energibehov til tappevannsoppvarming betydelig høyere i boligblokkene med klasse R+ og R-. En årsak kan være at eldre og mindre energi-effektive bygninger har større distribusjonstap, for eksempel som følge av dårlig isolerte vannrør. En annen årsak kan være metoden for hvordan temperaturavhengige (oppvarming) og temperaturuavhengige (elspesifikke laster) skilles fra hverandre [35].

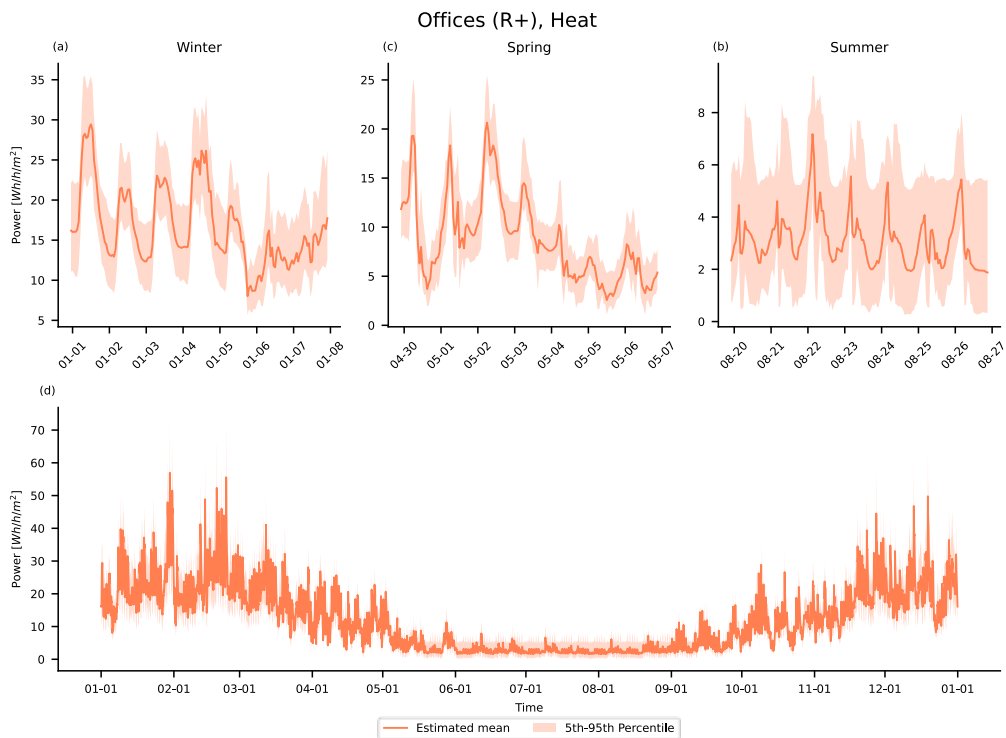


Figur 24. Oppsummering av energibruk (venstre) og effektbehov (høyre) for boligblokker («Apartment») ved oppdeling av varmelasten i romoppvarming og varmt tappevann (DHW).

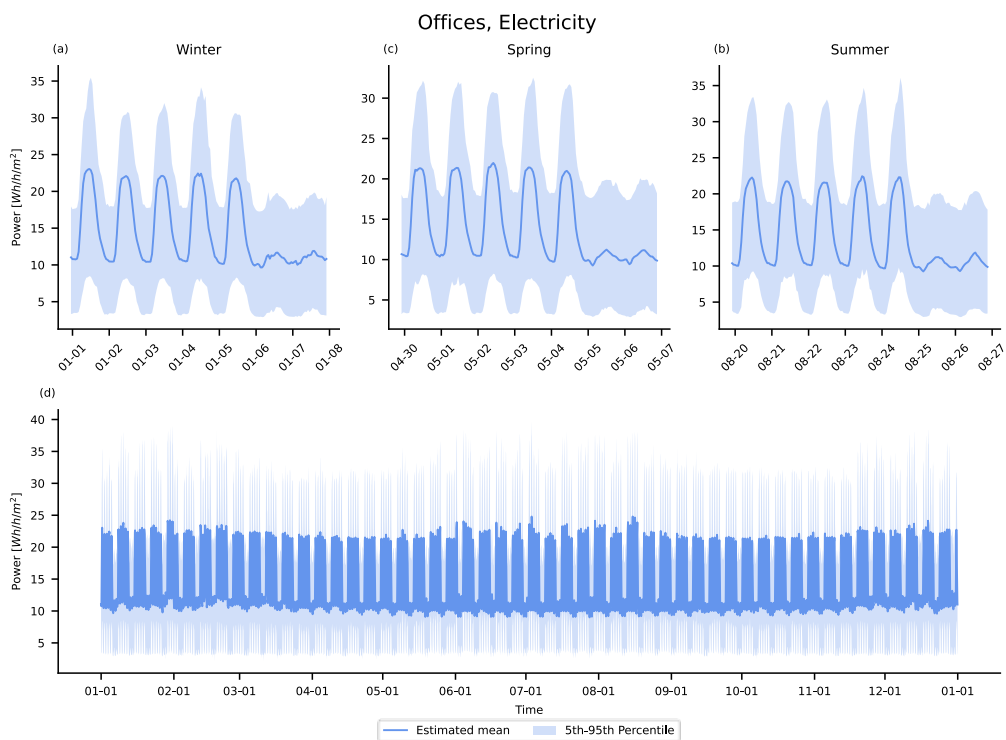
### Predikerte lastprofiler for kontorbygninger

Predikerte lastprofiler og utvalgte ukesprofiler for kontorbygninger (offices) med energieffektivitetsnivået R+ ved Oslo-klima er vist i Figur 25 (varmebehov), Figur 26 (elspesifikt behov) og Figur 27 (sammenliknet predikert varmelastprofil for de ulike energieffektivitetsklassene). Årlig beregnet energibehov og topplast for de gjennomsnittlige lastprofilene er oppsummert i Tabell 8. Lastprofilene viser at det er forskjeller i ukesprofilene og energibehovet for kontorbygninger og boligblokker. Men i likhet med boligblokker kan man observere at det er stor variasjon i det elspesifikke energibehovet også for kontorbygninger. Varmeenergi-behovet har en sterk sesongvariasjon også for kontorbygninger, men sesong-

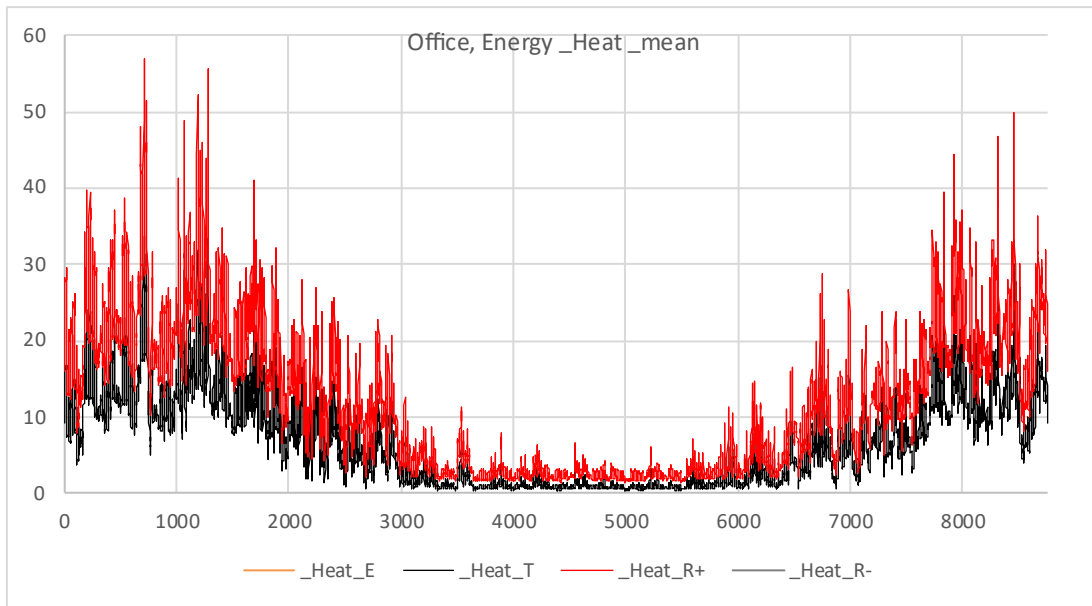
variasjonen er lav for det elspesifikke energibehøvet. Dette skyldes sannsynligvis at strøm til kjøling og oppvarming av ventilasjonsluft gjennom året utjevner hverandre.



Figur 25. Predikert varmelastprofil for kontorbygninger (Offices) med energieffektivitetsklasse R+ i Oslo-klima



Figur 26. Predikert elspesifikk lastprofil for kontorbygninger (offices) i Oslo-klima



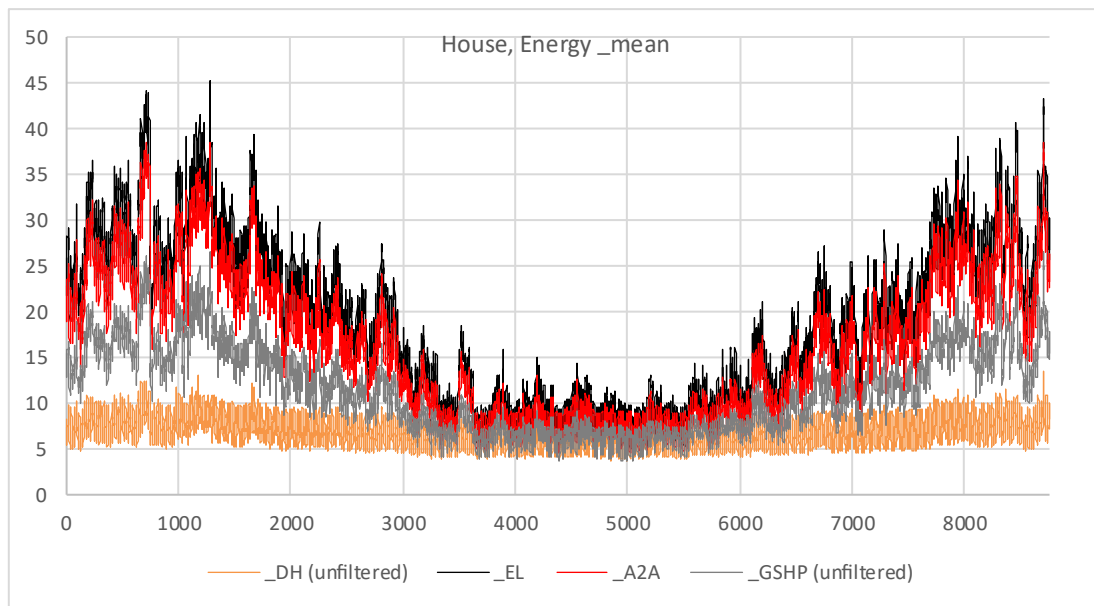
Figur 27. Gjennomsnittlig varmelastprofil for kontorbygninger i Oslo-klima, sammenlikning av alle tilgjengelige energieffektivitetsklasser

Tabell 8. Gjennomsnittlig predikert energibehov og effektbehov for kontorbygninger ved Oslo-klima

| Office  | Heat_T          | Heat_R+           | Heat_R- | Elspesifikt       |
|---|-----------------|-------------------|---------|-------------------|
| Sum energibehov (snitt) [kWh/m <sup>2</sup> år]<br>(5.- og 95.-persentil)   | 57<br>(30 - 91) | 104<br>(72 - 145) | –       | 125<br>(45 - 206) |
| Endring i sum gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+               | -45 %           | 0 %               | –       | –                 |
| Topplast energibehov (snitt) [W/tm <sup>2</sup> ]<br>(5.- og 95.-persentil) | 34<br>(21 - 51) | 57<br>(40 - 73)   | –       | 25<br>(12 - 40)   |
| Endring i topplast for gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+      | -41 %           | 0 %               | –       | –                 |

### ***Predikerte lastprofiler for småhus***

Bygningskategorien småhus omfatter eneboliger, tomannsboliger og rekkehus. For denne bygningskategorien er det som nevnt ikke laget egne modeller for varme og elspesifikt energibehov. Derimot er det laget modeller for total energibruk/strømbruk (inkludert strøm til oppvarming) i småhusene. I stedet for energieffektivitetsklasser er modellene for småhusene inndelt i klasser etter hva slags oppvarmingsteknologi de har (fjernvarme «DH», direkte elektrisk oppvarming «EL», luft-til-luft varmepumpe «A2A» og bergvarmepumpe «GSHP»). I likhet med boligblokkene og kontorbygningene er det laget gjennomsnittlige predikerte lastprofiler for de ulike klassene med småhus med Oslo-klima som inndata. Figur 28 viser den gjennomsnittlige predikerte lastprofilen for hver av disse gruppene. Vedlegg B viser årlige gjennomsnittlige lastprofiler med varians samt utvalgte uker for hver av småhusgruppene separat.



Figur 28. Predikert gjennomsnittlig lastprofil (total energibruk til varme og elspesifikke formål) for småhus ved Oslo-klima for de ulike klassene

Predikert årlig energibruk og topplast for de gjennomsnittlige lastprofilene for hver av småhusklassene er oppsummert i Tabell 9. Tabellen viser at det er forskjeller i gjennomsnittlig energibruk og topplast for de ulike klassene. Sammenliknet med småhus med direkte elektrisk oppvarming (House\_EL) er predikert årlig energibruk redusert med -13 % i snitt i småhus med luft-til-luft varmepumpe (House\_A2A) og -40 % for småhus med bergvarmepumpe (House\_GSHP), samt med tilsvarende reduksjoner i topplast.

Energibruken til småhus med fjernvarme (House\_DH) er ikke direkte sammenliknbar med de øvrige klassene fordi disse modellene ikke inkluderer energibruk til oppvarming. Utover gjennomsnittlig predikert energibruk er det også stor varians i energibruken innenfor hver av klassene. Det skyldes store forskjeller i brukeratferd mellom hvert enkelt småhus som modellene bygger på.

Basert på de gjennomsnittlige predikerte verdiene for årlig energibruk i tabellen er det også beregnet en gjennomsnittlig årsvarmefaktor eller Seasonal Performance Factor (SPF) for varmepumpesystemene i småhusklassene «House\_GSHP» og «House\_A2A». Denne faktoren omfatter varmepumpesystemets virkningsgrad over året og inkluderer all oppvarming, både til tappevann og romoppvarming. SPF-en er beregnet ved å anta at elspesifikk energibruk er lik for alle småhusklassene, og at denne er lik den gjennomsnittlige energibruken i klassen «House\_DH». Den gjenværende delen av den predikerte energibruken antas å gå til oppvarmingsformål. Sammenliknet med småhusene med direkte elektrisk oppvarming (House\_EL) gir denne metoden en beregnet SPF på 1,27 for klassen «House\_A2A» og 2,65 for «House\_GSHP». Disse beregnede SPF-verdiene samsvarer med estimater fra [36], basert på varmepumpemodellering som normert i NS 3031, der luft-luft-systemer oppgis å ha en årsvarmefaktor på 1,3, mens bergvarmepumper har en årsvarmefaktor på 2,7–3,5 for romoppvarming og 2,4 for varmt tappevann.

Tabell 9. Beregnet gjennomsnittlig predikert energibruk, topplast og årsvarmefaktor (SPF) for småhus ved Oslo-klima.

| Småhus  | House_DH<br>(ufiltrert) | House_EL          | House_A2A         | House_GSHP<br>(ufiltrert) |
|---|-------------------------|-------------------|-------------------|---------------------------|
| Sum energibruk (snitt) [kWh/m <sup>2</sup> år]<br>(5.- og 95.-persentil)    | 61<br>(31 - 102)        | 167<br>(83 - 288) | 145<br>(71 - 230) | 101<br>(25 - 203)         |
| Endring i sum gjennomsnittlig energi-<br>behov sammenliknet med R+          | Ikke<br>sammenliknbar.  | 0 %               | -13 %             | -40 %                     |
| Topplast energibruk (snitt) [Wt/m <sup>2</sup> ]<br>(5.- og 95.-persentil)  | 14<br>(6 - 28)          | 45<br>(26 - 76)   | 39<br>(23 - 60)   | 27<br>(8 - 66)            |
| Endring i topplast for gjennomsnittlig<br>energi bruk sammenliknet med «EL» | Ikke<br>sammenliknbar   | 0 %               | -15 %             | -41 %                     |
| Seasonal Performance Factor (SPF)   | -                       | 1.0               | 1.27              | 2.65                      |

## Beregnet energimerke for de predikerte lastprofilene fra Building-PROFet

### Energimerkeordningen

1.1.2026 ble det innført en ny energimerkeskala for energimerking av bygninger i Norge. Tidligere besto energimerket av en energikarakter, bestemt av beregnet levert energi, samt en oppvarmingskarakter som indikerte hvor stor andel av bygningens oppvarmingsbehov som ble dekket av direkte elektrisitet eller fossile energikilder. Det nye energimerket inneholder kun én karakter som beregnes på grunnlag av vektet levert energi. I motsetning til tidligere beregnes ikke energikarakteren kun basert på bygningen og oppvarmingssystemets virkningsgrader, men inkluderer vektingsfaktorer for ulike energibærere, for eksempel 1 for elektrisitet og fossile brensler og 0,45 for fjernvarme, fjernkjøling og bioenergi. I tillegg skal levert energi beregnes med NS 3031:2025 i stedet for med NS 3031:2014.

### Byggteknisk forskrift

Kapittel 14 i byggteknisk forskrift stiller krav til energieffektivitet for nye og rehabiliterte bygninger. Kravene spesifiserer såkalte energirammer, altså maksimalt netto energibehov per kvadratmeter som bygningen kan ha, beregnet etter standarden NS 3031:2014. Energiramma omfatter både energibehov til oppvarming og elspesifikke formål og inkluderer ikke sirkulasjonstap i bygningen. Tabell 10 viser energirammene for utvalgte bygningskategorier i dagens byggtekniske forskrift (TEK17) og den forrige versjonen av forskriften (TEK10). Som et alternativ til å se på beregnet energibehov oppgir byggteknisk forskrift at energikravene også kan tilfredsstilles ved å oppfylle tekniske krav for ulike komponenter (for eksempel U-verdier på vinduer eller vegger).

Tabell 10. Energirammer for utvalgte bygningskategorier i TEK10 (før januar 2016) og TEK17 (etter januar 2016).<sup>3</sup>

| Bygningskategori     | Før 1. januar 2016 | Etter 1. januar 2016 |
|----------------------|--------------------|----------------------|
| Småhus*              | 130                | 110                  |
| Boligblokk           | 115                | 95                   |
| Barnehage            | 140                | 135                  |
| Kontorbygning        | 150                | 115                  |
| Skolebygning         | 120                | 110                  |
| Universitet/høyskole | 160                | 125                  |
| Sykehus**            | 300                | 225                  |
| Sykehjem**           | 215                | 195                  |

#### *Beregnet energimerke for predikerte lastprofiler fra Building-PROFet med klasse T*

Building-PROFets energimodeller for boligblokker og næringsbygninger er som tidligere nevnt inndelt i fire energieffektiviseringsklasser: «Very Efficient E», «Efficient T», «Regular R-» og «Regular R+». Modellene for bygninger som er klassifisert som «Efficient T», er i utgangspunktet ment å ha en bygningsstandard som tilsvarer at bygningen tilfredsstiller energikravene i den forrige versjonen av byggt teknisk forskrift, TEK10.

I de følgende delkapitlene er det sammenliknet hvordan de predikerte lastprofilene for boligblokker og kontorbygninger fra Building-PROFet med energieffektivitetsklassen T stemmer overens med energiramme fra TEK10. I tillegg er det beregnet hvilken energikarakter de gjennomsnittlige predikerte lastprofilene ville fått med dagens energimerkeordning ved bruk av ulike oppvarmingssteknologier (direkte elektrisitet, fjernvarme og bergvarmepumpe).

Sammenlikningen er basert på følgende antakelser:

- Det ignoreres at de predikerte lastprofilene fra Building-PROFet ikke er direkte sammenliknbare med beregnet energi fra NS 3031 som ligger til grunn for energiramme i byggt teknisk forskrift eller energimerket. Det skyldes at Building-PROFet utviklet ved hjelp av energimåledata som er påvirket av brukeratferd og lokasjon, ikke standardiserte beregningsmetoder.
- Energiramme fra byggt teknisk forskrift stiller krav til *netto* energibehov,<sup>4</sup> mens de predikerte lastprofilene fra Building-PROFet i større grad representerer *brutto* energibehov<sup>5</sup>. I beregningene antas det at forskjellen mellom netto og brutto energibehov neglisjeres.
- Det antas at energiramme kravene i TEK10 kan deles inn i to deler: netto energibehov til oppvarming og netto energibehov til elspesifikt forbruk. Det antas at energiramme for elspesifikt energibehov er likt de normative inndataverdiene fra NS 3031 for elspesifikt energibehov eller tilsvarer verdier fra beregningsgrunnlaget for energiramme kravene.
- Ved beregning av vektet levert energi er det antatt at direkte elektrisk oppvarming har en systemvirkningsgrad på 1 og at strøm har vektingsfaktor 1. Fjernvarme har en vektingsfaktor på 0.45. Energibehov som dekkes av bergvarmepumpe, har en vektingsfaktor på 0.45. Det tilsvarer en gjennomsnittlig årsvarmefaktor for varmepumpesystemet lik den inverse verdien, det vil si  $SPF = 1/0,45 = 2,22$ .

<sup>3</sup> <https://www.dibk.no/verktoy-og-veivisere/energi/dette-er-energikravene-i-byggt-teknisk-forskrift>

<sup>4</sup> Tilsvarende systemgrense A i NS 3031

<sup>5</sup> Tilsvarende systemgrense B i NS 3031

### ***Beregnet energimerke for boligblokker med energieffektivitetsklasse T***

Tabell 11 viser en sammenlikning mellom årlig energibehov fra energirammekravet fra TEK10 og gjennomsnittlig årlig energibehov fra den predikerte lastprofilen til boligblokker med energieffektivitetsklassen T fra Building-PROFet. Tabellen viser også hvor mye beregnet vektet levert energi dette tilsvarer om bygningene hadde blitt varmet opp med enten direkte elektrisk oppvarming, fjernvarme eller varmepumpe samt hvilket energimerke dette tilsvarer med dagens energimerkeordning.

Den gjennomsnittlige predikerte lastprofilen fra Building-PROFet for boligblokker med energieffektivitetsklasse T er basert på 20 varmemodeller og 42 elspesifikke modeller fra ekte boligblokker. Hver av varmemodellene er bygget på energimålinger fra fjernvarmesentraler i boligblokker som betjener mange boenheter og til sammen 80 000 m<sup>2</sup> bruksareal. Den elspesifikke modellen er basert på energimålinger fra boligblokker med til sammen 180 000 m<sup>2</sup>.

Tabellen viser at det er liten forskjell mellom energibehovet til oppvarming i boligblokker klasse T fra Building-PROFet og den beregnede energirammen for oppvarming fra TEK10, med en differanse på kun 4 %. For det elspesifikke energibehovet er differansen mye høyere, hele 43 %. Hvis man antar direkte elektrisk oppvarming, vil en boligblokk som er bygget etter minstekravene i TEK10 oppnå energikarakter C. Det samme gjelder for den gjennomsnittlige predikerte lastprofilen fra Building-PROFet boligblokk klasse T. Hvis man derimot antar at «boligblokkene» bruker fjernvarme eller grunnvarmepumpe til oppvarming, vil energirammen fra TEK10 oppnå energikarakter A, mens profilen fra Building-PROFet vil oppnå energikarakter B, som følge av den store differansen i elspesifikt energibehov. Differansen kan skyldes flere forhold, blant annet at annen elektrisitetsbruk i boligblokkene, som varmebatterier (i ventilasjonen) eller varmekabler på bad selv i fjernvarmetilknyttede boligblokker eller elbillading, kan være inkludert i de elspesifikke modellene. En annen årsak kan være at de normative inndataene for elspesifikt energibehov i boligblokker fra NS 3031 ikke stemmer overens med det som er typisk målt elspesifikt energibehov i boligblokker.

Det er behov for mer forskning på disse temaene for å forstå hvorfor predikert elspesifikt energibruk framstår betydelig høyere enn de normative verdiene for boligblokker som i dag brukes i NS 3031. Videre bør det undersøkes i hvor stor grad energimerket reflekterer faktisk energibruk i boligblokker.

Tabell 11. Sammenlikning av årlig energibehov og beregnet vektet levert energi med tilsvarende energikarakter for energirammen i TEK10 og den gjennomsnittlige predikerte lastprofilen for boligblokker med energieffektivitetsklasse T fra Building-PROFet ved Oslo-klima

|                                     | Årlig energibehov (kWh/m <sup>2</sup> år) |                  |                        | Beregnet vektet levert energi [kWh/m <sup>2</sup> år] |  | Tilsvarende energikarakter (grenseverdier levert vektet energi [kWh/m <sup>2</sup> år]) A=94 m <sup>2</sup> |          |          |
|-------------------------------------|---|------------------|------------------------|---|--|---|----------|----------|
|                                     | Totalt                                    | Hvorav til varme | Hvorav til elspesifikt | Oppvarmings-teknologi                                 | Beregnet levert energi med vektings-faktorer (til varmeformål) | A (<87)   | B (<103) | C (<150) |
| Energi-ramme TEK10                  | 115                                       | 75               | 40                     | Direkte elektrisk                                     | 115 (75)   |   |          | X        |
|                                     |   |                  |                        | Fjernvarme eller grunnvarmepumpe                      | 74 (34)  | X   |          |          |
| Building-PROFet Boligblokk klasse T | 129                                       | 72               | 57                     | Direkte elektrisk                                     | 129 (72)   |   |          | X        |
|                                     |   |                  |                        | Fjernvarme eller grunnvarmepumpe                      | 90 (33)  |   | X        |          |
| Differanse                          | +12 %                                     | -4 %             | +43 %                  |   |  |   |          |          |

### ***Beregnet energimerke for kontorbygninger med energieffektivitetsklasse T***

Tabell 12 viser en sammenlikning av årlig energibehov fra energirammekravet fra TEK10 og gjennomsnittlig årlig energibehov fra den predikerte lastprofilen til kontorbygninger med energieffektivitetsklassen T fra Building-PROFet. Tabellen viser også hvor mye beregnet vektet levert energi dette tilsvarer om bygningene hadde blitt varmet opp med enten direkte elektrisk oppvarming, fjernvarme eller varmepumpe samt hvilket energimerke dette tilsvarer med dagens energimerkeordning. Beregningene er gjort på samme måte som for boligblokker.

Den gjennomsnittlige predikerte lastprofilen fra Building-PROFet for kontorbygninger med energieffektivitetsklasse T er basert på 42 varmemodeller og 49 elspesifikke modeller fra ekte kontorbygninger. Hver av varmemodellene er bygget på energimålinger fra fjernvarmesentraler som betjener minst en kontorbygning, ofte flere. Målt i bruksareal representerer modellene omtrent 550 000 m<sup>2</sup> for varme og 760 000 m<sup>2</sup> for elspesifikt behov.

Det gjennomsnittlige energibehovet til de predikerte lastprofilene for kontorbygninger er høyere enn energirammen fra TEK10 både totalt og for varme og elspesifikt behov separat. Differansen i energibehov til oppvarming er på 14 %, mens differansen i det elspesifikke behovet er på 25 %. Differansen er høy, men den er lavere enn differansen for boligblokker.

Ved omregning til vektet levert energi vil energirammen i TEK10 tilsvare energikarakter D ved bruk av direkte elektrisk oppvarming. Den samme energikarakteren vil oppnås for den gjennomsnittlige predikerte lastprofilen ved bruk av elektrisk oppvarming. Ved bruk av bergvarmepumpe eller fjernvarme tilsvarer energirammen i TEK10 energikarakter C, mens endring av oppvarmingsteknologi for den predikerte lastprofilen fra Building-PROFet ikke vil føre til forbedret energikarakter, blant annet på grunn av høyere elspesifikt behov. Resultatene understreker behovet for å se mer på årsakene til differansen i det «beregnete» og «målte» elspesifikke behovet i kontorbygninger og boligblokker.

Tabell 12. Sammenlikning av årlig energibehov og beregnet vektet levert energi med tilsvarende energikarakter for energirammen i TEK10 og den gjennomsnittlige predikerte lastprofilen for kontorbygninger med energieffektivitetsklasse T fra Building-PROFet ved Oslo-klima

|  | Årlig energibehov<br>(kWh/m <sup>2</sup> år) |                  |                        | Beregnet vektet levert energi<br>[kWh/m <sup>2</sup> år] |   | Tilsvarende energikarakter<br>(grenseverdier levert vektet energi [kWh/m <sup>2</sup> år]) |          |          |
|--|--|------------------|------------------------|--|---|--|----------|----------|
|  | Totalt                                       | Hvorav til varme | Hvorav til elspesifikt | Oppvarmings-teknologi                                    | Beregnet levert energi med vektings-faktorer (til varme-formål) | B (<90)  | C (<140) | D (<190) |
| Energiramme TEK10                      | 150  | 50               | 100                    | Direkte elektrisk  | 150 (50)  |  |          | X        |
|  |  |                  |                        | Fjernvarme eller grunnvarmepumpe                         | 123 (23)  |  | X        |          |
| Building-PROFet Kontorbygning klasse T | 182  | 57               | 125                    | Direkte elektrisk  | 182 (57)  |  |          | X        |
|  |  |                  |                        | Fjernvarme eller grunnvarmepumpe                         | 151 (26)  |  |          | X        |
| Differanse                             | +21 %  | +14%             | +25%                   |  |   |  |          |          |

### Beregnet energimerke for småhus

Småhus klassifiseres ikke etter energieffektivitetsnivå, men etter installert oppvarmings-teknologi. Beregnet levert vektet energibruk for småhus sammenliknes derfor ikke mot energirammekravene i TEK10. I dette delkapittelet er det derfor kun beregnet hvilken energikarakter de gjennomsnittlige predikerte lastprofilene for småhus med ulik oppvarmingskarakter ville fått dersom energibehovet omregnes til vektet levert energibruk. Totalt består Building-PROFet for småhus av 289 modeller, som representerer ca. 45 000 m<sup>2</sup>, med et gjennomsnittlig bruksareal på 155 m<sup>2</sup>.

De predikerte lastprofilene for småhus er ikke inndelt i varmebehov og elspesifikt behov. For å beregne energimerket for de gjennomsnittlige småhusprofilene må det derfor gjøres en antakelse om hvor mye av energibehovet som går til elspesifikke formål. Det er derfor antatt at lastprofilen for småhus med fjernvarme (House\_DH) kun består av elspesifikt energibehov og at denne er representativ for alle småhus uavhengig av oppvarmingsteknologi. Denne utgjør i snitt 61 kWh/m<sup>2</sup> per år ved Oslo-klima. Energitilbehov for oppvarming utgjør dermed differansen mellom totalt gjennomsnittlig energibehov for gruppen minus 61 kWh/m<sup>2</sup> per år.

Tabell 13 gir en oversikt over gjennomsnittlig predikert energibehov, beregnet vektet energibruk og tilsvarende energibruk for småhus ved Oslo-klima. Tabellen viser resultater for småhus med direkte elektrisk oppvarming (House\_EL), småhus med luft-til-luft varmepumpe (House\_A2A) og småhus med bergvarmepumpe (House\_GSHP). Energimerket er ikke beregnet for småhus med fjernvarme ettersom den predikerte lastprofilen for denne gruppen ikke inkluderer energibruk til oppvarming. For å beregne vektet levert energi for oppvarming med direkte elektrisk oppvarming er det brukt vektingsfaktor 1,0. Den beregnede årsvarmefaktoren (SPF) for småhus med luft-til-luft varmepumper og bergvarmepumpe fra Tabell 9 er brukt til å beregne vektingsfaktoren for House\_A2A og House\_GSHP på henholdsvis  $1/1,27 = 0,79$  og  $1/2,65 = 0,38$ .

Småhusene med direkte elektrisk oppvarming (House\_EL) og luft-til-luft varmepumpe (House\_A2A) oppnår med denne metoden i snitt energikarakter C, mens småhus med bergvarmepumpe (House\_GSHP) oppnår energikarakter B. Per i dag fins det ikke statistikk for antall energimerker for småhus per energikarakter i Norge beregnet etter den nye metoden i energimerkeordningen. Derfor er det ikke mulig å sammenlikne resultatene med gjennomsnittlig energikarakter for norske småhus. I likhet med resultatene for boligblokker og

kontorbygninger er det antatte elspesifikke energibehovet for småhus betydelig høyere enn de normative verdiene for småhus fra NS 3031, som utgjør omtrent 40 kWh/m<sup>2</sup>. Dette påvirker dermed andelen av energibehovet som går til oppvarming, og dermed også hvor mye vektingsfaktoren påvirker energimerket.

Tabell 13. Sammenlikning av årlig energibehov og beregnet vektet levert energi med tilsvarende energikarakter for gjennomsnittlig predikert lastprofil for småhus ved Oslo-klima

|                        | Årlig energibehov<br>(kWh/m <sup>2</sup> år) |                  |                        | Beregnet levert energi<br>[kWh/m <sup>2</sup> år] |   | Tilsvarende energikarakter<br>(grenseverdier levert vektet energi [kWh/m <sup>2</sup> år] A=155 m <sup>2</sup> ) |          |          |
|------------------------|--|------------------|------------------------|---|---|--|----------|----------|
|                        | Totalt                                       | Hvorav til varme | Hvorav til elspesifikt | Oppvarmings-teknologi                             | Beregnet levert energi med vektingsfaktorer (til varmeformål) | A (<91)  | B (<106) | C (<172) |
| Building-PROFet Småhus | 167  | 106              | 61                     | EL  | 167 (106)   |  |          | X        |
|                        |  |                  |                        | A2A   | 145 (84)  |  |          | X        |
|                        |  |                  |                        | GSHP  | 101 (40)  |  | X        |          |

## 5 Datadrevet analyse av energimåledata fra bygninger

### Hva er datadrevet analyse og hvordan kan vi dra nytte av det for å lære mer om bygningers energibruk?

I Norge stilles det strenge krav til kvaliteten på hovedmålere for elektrisitet (AMS) [37] og fjernvarme [38] som benyttes til fakturering. For undermålere som registrerer energibruk til enkeltapparater eller spesifikke formål i bygninger, finnes det derimot ingen tilsvarende krav. I enkelte bygninger, spesielt i nyere og større bygninger, er det installert slike undermålere, som måler energibruken til for eksempel for varmpumper, ventilasjonsanlegg og elbillading. Økt bruk av undermålere kan gjøre det mulig å få bedre innsikt i bygningers energibruk, men erfaringer viser at installasjon og drift av undermålere ofte krever betydelige investeringer og kontinuerlig oppfølging, og at målekvaliteten varierer fra måler til måler. Et alternativ eller supplement til installasjon av undermålere kan være å benytte datadrevne metoder, som bruker måledata til å trene opp modeller som kan identifisere mønstre og estimere energibruk fordelt på ulike apparater og formål fra bygningenes hovedmålere.

#### *Datadrevne metoder, maskinlæring og kunstig intelligens i COFACTOR*

I COFACTOR-prosjektet har vi samlet inn måledata fra et bredt utvalg bygninger, både med og uten undermålere. Et mål med COFACTOR har vært å utvikle datadrevne metoder for å analysere data fra hovedmålere, og dermed muliggjøre kostnadseffektiv og skalerbar overvåking av energibruk, også i bygninger uten undermålere.

Datadrevne metoder basert på maskinlæring bruker historiske og samtidige måledata til å trene modeller som kan gjenkjenne mønstre og trekke ut informasjon. I motsetning til fysiske modeller, som krever detaljert kunnskap om bygningers oppbygning og tekniske systemer, kan datadrevne modeller lære direkte fra data. I COFACTOR benyttes slike metoder til *klassifisering* og *disaggregering* av energibruk.

#### *Disaggregering*

Disaggregering (eller dekomponering) handler om å fordele total energibruk i en bygning på ulike apparater eller formål, ved å kjenne igjen mønstre i måledata fra for eksempel AMS-måleren eller fjernvarmemåleren uten å bruke undermålere. Det kan for eksempel være å kjenne igjen hvor mye strøm som går til varmpumpen ved å kun se på hovedmålere til en bygning. *Non-Intrusive Load Monitoring* (NILM) er et forskningsfelt innen disaggregering som bruker høyoppløselige strømdata (ofte målt hvert sekund eller oftere) til å identifisere signaturene til ulike apparater. Dette krever som regel ekstra måleutstyr, da AMS-målere i Norge normalt registrerer strømbruk med 15-minutters oppløsning og fakturering per time. Data fra HAN-porten kan gi noe høyere oppløsning (f.eks. 10 sekunder), men regnes fortsatt som lavfrekvent i NILM-sammenheng. De fleste tilgjengelige datakildene med energimålinger fra bygninger i Norge er på timesnivå. Klassiske NILM-metoder egner seg derfor dårlig. I COFACTOR bruker vi datadrevne disaggregeringsmetoder og tidsserieanalyse til å fordele energibruken mellom ulike formål basert på tilgjengelig måledata på timesnivå.

#### *Klassifisering*

Klassifisering er en type maskinlæringsoppgave der målet er å tilordne data til forhåndsdefinerte kategorier eller klasser. Dette kan for eksempel gjøres ved at en modell trenes på et datasett med kjente eksempler, såkalt «supervised learning» eller «veiledet læring», og lærer å kjenne igjen mønstre som skiller klassene fra hverandre. Når den får nye data, kan den forutsi hvilken kategori de tilhører basert på mønstre den har lært. For eksempel kan dette brukes til å kjenne igjen om en bygning har varmpumpe eller elbil, eller anslå annen informasjon om bygningen ved å se på mønstre i AMS-dataene til bygningen.

### ***Andre bruksområder for datadrevne metoder i bygninger***

I tillegg til disaggregering og klassifisering, som kan gi innsikt i hvilke apparater og formål energien i en bygning brukes til, fins det en rekke andre bruksområder for datadrevne metoder i bygninger. Slike metoder kan for eksempel brukes til å forutsi (predikere) framtidig energibruk basert på historiske målinger, værdata og bruksmønstre. Det kan bidra til å optimalisere styringssystemer og redusere energikostnader, effektbelastning og klimagassutslipp gjennom å planlegge eller flytte energibruken i enkelte apparater – såkalt forbrukerfleksibilitet. Datadrevne metoder kan også brukes til feildeteksjon, ved å oppdage unormale eller avvikende mønstre i energibruken som kan indikere tekniske feil, endret bruk eller ineffektiv drift.

### ***Nytteverdi for industrien***

Datadrevet disaggregering og klassifisering kan redusere behovet for manuell datainnsamling i forskning og drift, og dermed effektivisere arbeidet for videre datainnsamling i forskningen eller i arbeid med energikartlegging og drift. For nettselskaper og energileverandører kan metodene bidra til å identifisere bygninger med for eksempel elbillading eller elektrisk varmtvannsbereder, noe som åpner for målrettede tiltak og «nudging» for å fremme energieffektiv atferd eller forbrukerfleksibilitet. Informasjonen kan også brukes til å kartlegge potensialet for forbrukerfleksibilitet og støtte planlegging av tiltak for å redusere effektbelastning i nettet. Videre kan metodene gi bedre grunnlag for nettplanlegging ved å avdekke hvilke laster som bidrar til topplasten.

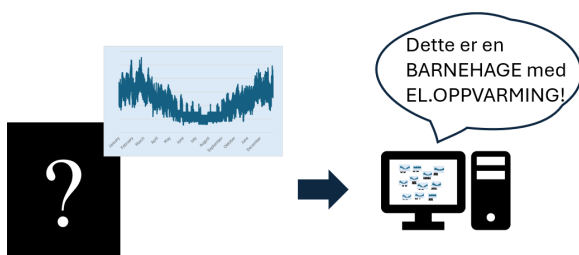
### ***Begrensninger i datadrevne metoder***

Datadrevne metoder har et stort potensial for bygg- og energisektoren, men kan ikke løse utfordringer der det allerede er mangel på gode data, og de har derfor visse begrensninger. Metodene er avhengige av store mengder data av god kvalitet, og i praksis fins det få bygninger med detaljerte og pålitelige målinger som kan brukes til å validere metodene. Mange modeller er sårbare for overtilpasning, som vil si at de gjerne fungerer godt på treningsdata, men dårlig på nye bygninger eller situasjoner. Dette gir også utfordringer med generaliserbarhet, spesielt når man ønsker å bruke modeller på andre bygningstyper eller geografiske områder. I tillegg kan enkelte maskinlæringsmetoder, særlig innen dyplæring, være svært ressurskrevende og kreve betydelig regnekraft.

## Klassifisering av bygningskategori og oppvarmingskategori fra AMS-data

AMS-målere har gjort det mulig å samle inn måledata fra strømkunder på timesnivå. Siden 1. januar 2019 har de aller fleste strømkunder i Norge fått installert en AMS-måler. Disse måledataene gir oss bedre innsikt i hvordan ulike strømkunder bruker strøm, og hvordan forbruket varierer mellom dem.

I COFACTOR har vi samlet inn AMS-data fra flere dataleverandører i tillegg til å systematisere måledata fra tidligere prosjekter. For at disse dataene skal være nyttige i forskningssammenheng, trenger vi også å kjenne til informasjon om bygningene, såkalt metadata. Innsamling av metadata er vanligvis en manuell og tidkrevende prosess. Ved å trene opp klassifiseringsalgoritmer på bygningene som er lagret i COFACTOR-databasen er det mulig å lage en modell som kan anslå egenskaper ved en bygning basert utelukkende på AMS-måledata og bygningens lokasjon (som gir informasjon om sammenhengen mellom værforhold og strømforbruk). I en forskningsartikkel fra COFACTOR [39] ble det utviklet en veiledet datadrevet modell for å identifisere bygningskategori (i henhold til NS 3031) og oppvarmingstype (elektrisk/ikke-elektrisk) ved kun å analysere AMS-data og tilhørende værdata for bygninger med målinger med timesoppløsning og varighet på minimum ett år.



Figur 29. Ved hjelp av klassifisering kan vi anslå bygningskategorien og oppvarmingskategorien til en bygning ved å se på mønstre i AMS-dataene til bygningen.

Metoden ble trent og testet på et omfattende datasett bestående av 2 724 bygninger fra databasen med 12 ulike bygningskategorier, både bolig- og yrkesbygninger. Modellen klarte korrekt å identifisere oppvarmingstype og bygningskategori i 84 % av testtilfellene.

Figur 30 viser den faktiske bygningstypen til bygningene i testsettet mot den predikerte bygningskategorien fra modellen. Figuren viser at modellen indentifiserer de fleste bygninger i testsettet korrekt, men at det er noen som feilklassifiseres. For eksempel blander modellen i noen tilfeller småhus, hytter og leiligheter med elektrisk oppvarming.

| Actual \ Predicted | Apb_EH | Apb_NEH | Apt_EH | Apt_NEH | Cab_EH | Hou_EH | Hou_NEH | Hsp_NEH | Htl_NEH | Kdg_EH | Kdg_NEH | Nsh_EH | Nsh_NEH | Off_EH | Off_NEH | Sch_EH | Sch_NEH | Shp_NEH |
|--------------------|--------|---------|--------|---------|--------|--------|---------|---------|---------|--------|---------|--------|---------|--------|---------|--------|---------|---------|
| Apb_EH             | 10     | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0       |
| Apb_NEH            | 0      | 10      | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0       |
| Apt_EH             | 0      | 1       | 59     | 9       | 0      | 10     | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0       |
| Apt_NEH            | 0      | 0       | 4      | 28      | 2      | 8      | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0       |
| Cab_EH             | 0      | 0       | 0      | 0       | 3      | 21     | 2       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0       |
| Hou_EH             | 0      | 0       | 0      | 0       | 11     | 6      | 3       | 8       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0       |
| Hou_NEH            | 0      | 0       | 0      | 0       | 1      | 6      | 0       | 7       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0       |
| Hsp_NEH            | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 1       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0       |
| Htl_NEH            | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 1      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0       |
| Kdg_EH             | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 0      | 1       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0       |
| Kdg_NEH            | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 3      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 3       |
| Nsh_EH             | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 1       | 0       |
| Nsh_NEH            | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 3       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0       |
| Off_EH             | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 1       |
| Off_NEH            | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 11      | 0      | 1       | 0       |
| Sch_EH             | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 3       | 0       |
| Sch_NEH            | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 4       |
| Shp_NEH            | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0      | 0       | 0       | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 0      | 0       | 1       |

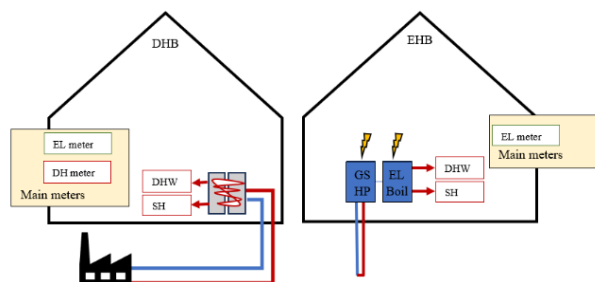
Figur 30. Faktisk mot predikert bygningskategori (Apb = Boligblokk, Apt = Leilighet, Cab = Hytte, Hou = Småhus, Hsp = Sykehus, Htl = Hotell, Kdg = Barnehage, Nsh = Sykehjem, Off = Kontorbygninger, Sch = Skolebygninger, Shp = Forretningsbygning) og oppvarmingskategori (EH = Elektrisk oppvarming, NEH = Ikke elektrisk oppvarming)

### LES MER:

S. K. Lien og J. Rajasekharan, «Automatic standard building category classification from smart meter data: A supervised learning approach», Energy and Buildings, vol. 325, art. no. 114954, des. 2024, doi: 10.1016/j.enbuild.2024.114954.

## Disaggregering av strøm til oppvarming fra AMS-data

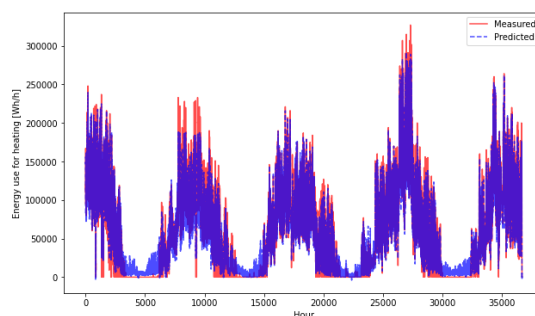
Norske bygninger bruker som regel strøm (for eksempel fra panelovner, varmepumper eller elkjeler) eller fjernvarme til oppvarming. I Norge har historisk lave strømpriser ført til at elektrisk oppvarming er langt mer utbredt enn i våre naboland. Det gjør at om lag 80 % av energibruken i boliger og 70 % i næringsbygninger kommer fra strøm. Den omfattende bruken av strøm til oppvarming fører til store døgn- og sesongvariasjoner i strømforbruket. Derfor må strømmettet dimensjoneres for å håndtere effektbehovet som oppstår i de kaldeste timene om vinteren. Mer kunnskap om når bygninger bruker strøm til oppvarming, kan bidra til bedre forståelse av hvordan oppvarming påvirker effektbelastningen.



Figur 31. Bygninger med fjernvarme (DHB) har som regel to hovedmålere – en for strøm og en for fjernvarme. Bygninger med elektrisk oppvarming har kun hovedmåler for strøm.

De fleste bygninger som bruker strøm til oppvarming, har ikke egne undermålere som skiller dette forbruket fra øvrig strømbruk. Det gjør det vanskelig å vite hvor mye strøm som faktisk går til oppvarming i hver enkelt time. I COFACTOR har vi jobbet med å utvikle en metode for å kunne trekke ut strøm til oppvarming direkte fra AMS-måledata, uten å installere for undermålere. I bygninger med fjernvarme (District Heating Buildings, DHB) vet vi nøyaktig hvor mye energi som går til oppvarming fordi disse har egne fjernvarmemålere i tillegg til AMS-måleren. Spørsmålet vi stilte, var derfor: Kan vi bruke maskinlæring og lære av bygninger med fjernvarme til å estimere strøm til oppvarming i bygninger med elektrisk oppvarming (Electric Heating Buildings, EHB)? Analysen [40] tok utgangspunkt i timesdata fra 74 skoler i Oslo, Drammen og Trondheim fra databasen. Av disse brukte 54 fjernvarme til oppvarming, og de hadde hovedmålere for både strøm og fjernvarme. De resterende 20 hadde elektrisk oppvarming (enten fra elkjel, eller en kombinasjon av elkjel og varmepumpe), og hadde i tillegg undermålere for oppvarmingsteknologiene noe som gjorde det mulig å teste og verifisere metoden.

Datasettene inneholdt timesverdier for strømbruk, energi til oppvarming (enten fjernvarme eller elektrisitet), samt værddata som solinnstråling, vindhastighet, vindretning og utetemperatur. Tidsseriene strakk seg over 4–11 år. For å gi algoritmen bedre læringsgrunnlag ble det konstruert flere såkalte «features» for hver time, som sesong, strømbruk forrige time, maksimal strømbruk siste 24 timer osv. Deretter trente vi opp en Categorical Boosting-modell til å gjenkjenne oppvarmingsandelen i den totale energibruk til skolene med fjernvarme (total energibruk = strøm + fjernvarme). Den samme modellen ble så brukt til å estimere strøm til oppvarming i de elektrisk oppvarmede bygningene. Resultatene viser at det er mulig å trene en modell på data fra fjernvarmebygninger og bruke den til å trekke ut strøm til oppvarming i helelektriske bygninger. Nøyaktigheten varierer imidlertid fra bygning til bygning. Figur 32 viser et eksempel på dette. Figuren viser målt strømbruk til oppvarming (rød) time for time over fire år i bygningen «6408», en skole i Drammen som bruker elkjel til oppvarming, sammenliknet med modellens beregnede strømforbruk til oppvarming (blå). Figuren viser at modellen i stor grad klarer å estimere hvor mye strøm som brukes til oppvarming i de ulike timene.



Figur 32. Sammenlikning av målt strøm til oppvarming (rød) og predikert strøm til oppvarming (blå) for hver time gjennom fire år for en skole i Drammen

**LES MER:**

S. K. Lien, A. Canaydin, C. Miller, C. Fu, H. Kazmi, og J. Rajasekharan, «Cross-domain disaggregation of electricity for heating in all-electric school buildings: Learning from school buildings with district heating», *Energy and Buildings*, vol. 348, art. no. 116359, des. 2025, doi: 10.1016/j.enbuild.2025.116359.

## Bruk av datadrevne metoder til å anslå informasjon om elbillading fra AMS-data

Lading av elbiler hjemme påvirker lastprofilen for strømforbruk i boliger og kan føre til økt effektbehov, spesielt i områder med høy elbilandel. Ved bruk av datadrevne metoder til å hente ut informasjon om elbillading fra bygningers AMS-data kan man få bedre innsikt i hvordan ladingen påvirker lastprofilene, og hvordan ladingen kan styres mer effektivt for å unngå økte topplaster i strømmettet. I COFACTOR-prosjektet er det utviklet en trestegsmetode [41] til å identifisere og analysere elbillading basert på AMS-data fra småhus. Metoden består av følgende trinn, som kan brukes hver for seg eller i kombinasjon:

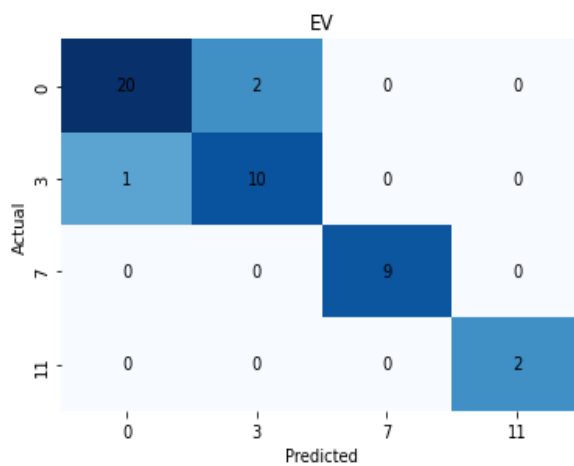
1. **Identifikasjon:** Fastslå om en bolig har elbillader, og estimere ladekapasiteten
2. **Klassifikasjon:** Bestemme hvilke timer elbillading foregår, basert på AMS-data
3. **Disaggregasjon:** Skille ut strømforbruk knyttet til elbillading fra øvrig strømforbruk per time

Per i dag fins det ingen norske datasett som inneholder både energimåledata fra elbillading og AMS-data fra boliger. I stedet ble det benyttet timesoppløste AMS-data fra 296 småhus uten elbillading, samlet inn over ett år fra fem ulike lokasjoner i Norge [4]. Dataene ble kombinert med ett års ladeinformasjonsdata fra 82 boligtilknyttede elbilladere [42]. Ladedataene omfattet både effekt og tidspunkt for til- og frakobling, og ble konvertert til timesoppløste lastprofiler som viser strømforbruk til elbillading gjennom året. For å simulere husholdninger med elbillading ble AMS-dataene tilfeldig koblet med disse ladelastprofilene, slik at man fikk representative lastprofiler for boliger både med og uten elbillading.

I trinn 1 ble klassifiserings- og regresjonsmetoder brukt for å estimere om bygninger hadde elbilladere med 0, 3,7 eller 11 kW ladekapasitet. Klassifiseringsmodellen klarte å identifisere korrekt ladekapasitet i 93 % av tilfellene som vist i Figur 33.

I trinn 2 ble 80 % av timene med lading korrekt identifisert, men modellen hadde utfordringer med å oppdage timer der lading kun pågikk i korte perioder (for eksempel i noen få minutter).

I trinn 3 ble strømforbruk til elbillading disaggregert med en treffsikkerhet på 0.80–0.86  $R^2$  (coefficient of determination, forklaringsgrad) og 0.005–0.006 NMAE (Normalisert gjennomsnittlig absoluttfeil). Resultatet fra studien er lovende, men en utfordring med disse metodene er at det mangler data for å validere metodene.



Figur 33. Faktisk ladeeffekt (Actual) for boligene i testsettet mot predikert ladeeffekt (Predicted). Ladeeffekten predikeres korrekt i de fleste tilfeller, men modellen bommer i enkelte av tilfellene med ingen eller lav (3 kW) ladeeffekt.

**LES MER:**

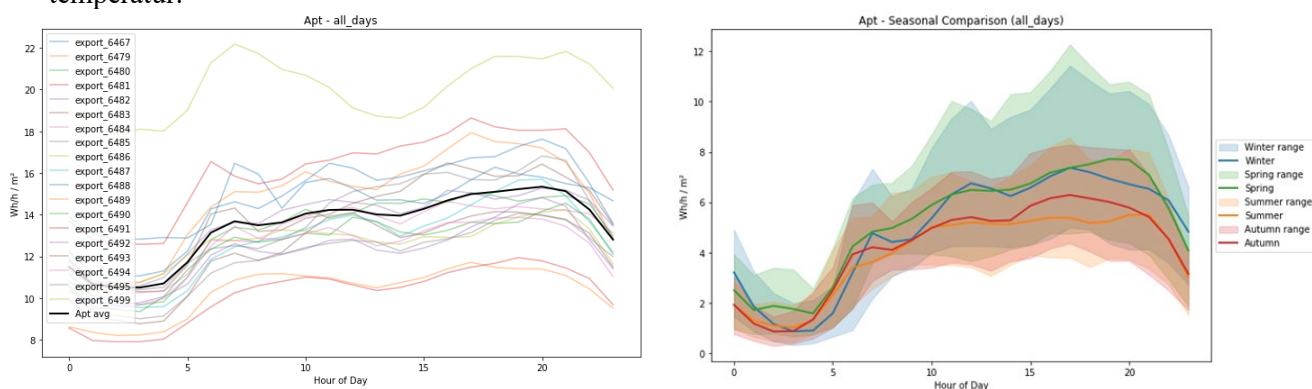
S. K. Lien, L. P. Kotu, Å. L. Sørensen, og J. Rajasekharan, «Discover, Detect, Disaggregate: A Data-Driven Approach to Extract Electric Vehicle Charging Information from Household Smart Meter Data in cold climate», SSRN preprint.

## Disaggregering av fjernvarmedata: Hvor mye av fjernvarmen i boligblokker brukes til oppvarming av varmt tappevann?

Fra 1. januar 2016 ble det innført krav om at boligblokker og yrkesbygninger med sentralt varmeanlegg skal ha formålsdelte (separate) energimålere for oppvarming og tappevann. Hensikten er å legge til rette for bedre energioppfølging og sikre energieffektiv drift av bygninger og tekniske anlegg. Kravet gjelder for både nye og renoverte bygninger. Likevel har de fleste bygninger i Norge fortsatt ikke egne energimålere for oppvarming av tappevann. Dermed mangler vi oversikt over hvor stor andel av den totale varmeenergien i bygninger som går til varmtvann og hvor stor andel som går til romoppvarming. Derfor er det behov for datadrevne metoder som kan dele varmeenergien inn i tappevann og romoppvarming.

I en artikkel fra COFACTOR [43] sammenliknes fem ulike metoder med hensyn til hvor godt de klarer å skille ut tappevann og romoppvarming fra total varmeenergibruk. Samtidig evalueres metodene etter hvor egnet de er til å lage typiske døgnlastprofiler for oppvarming av varmt tappevann i bygningene. Analysen er basert på energimåledata fra 19 boligblokker i tre forskjellige borettslag i Norge.

Gjennomsnittlig energibruk per time gjennom et døgn for hver av boligblokkene er vist i Figur 34. Figuren viser at det er betydelig variasjon i energibruken til oppvarming av varmt tappevann mellom de ulike boligblokkene. De fleste følger likevel et tydelig døgnmønster, med en mindre topp om morgenen og økende energibruk gjennom dagen, før hovedtoppen nås på ettermiddagen eller kvelden. Resultatene viser også at det er store sesongvariasjoner i energibruken til tappevannsoppvarming i boligblokkene. Det kan skyldes både lavere inntakstemperatur på vannet om vinteren og våren, samt økt forbruk i de kaldeste månedene og redusert bruk om sommeren. Videre viser analysen at metoder basert på veiledet læring, det vil si modeller som trenes på data fra noen boligblokker før de prøver å gjenkjenne mønstre i andre, fungerer godt når trenings- og testdata kommer fra bygninger i samme borettslag. Men når modellene testes på boligblokker fra andre borettslag, reduseres treffsikkerheten betydelig. Den mest stabile metoden for å skille ut energi til varmtvann fra total varmeenergi på tvers av boligblokker fra ulike borettslag var en metode basert på modellverktøyet Building-PROFet. I *Building-PROFet* utvikles det en individuell modell for hver boligblokk basert på målt total energibruk. Denne modellen splitter forbruket i temperaturavhengige og temperaturuavhengige laster. Varmtvannsbehovet antas å tilsvare den temperaturuavhengige delen, men justeres noe for å fange opp sesongvariasjoner som følge av endringer i vannets inntakstemperatur.



Figur 34 Gjennomsnittlige døgnlastprofiler for energibruk til oppvarming av varmt tappevann i ulike boligblokker, og sesongvariasjon for snittet av boligblokkene.

### LES MER:

S. K. Lien, H. T. Walnum, og I. Sartori, «Estimating heating for domestic hot water from total heating measurements in apartment buildings: Comparison of methods for disaggregation and daily load profile estimation in a Norwegian case study», SSRN preprint.

## 6 Modeller for beregning av energibruk i bygninger

### Arketyper

COFACTOR har hatt som mål å utvikle simuleringmodeller med fysiske egenskaper (utforming, romvolum, u-verdi) som representerer ulike bygningstyper. Slike modeller gjør det mulig å analysere hvordan bygningsfysikk og drift av tekniske systemer påvirker energibruk og inneklima – både i enkeltbygninger og på bygningsmassenivå. Modellene kan også brukes til å vurdere hvilke energiltak som er mest relevante for ulike bygningstyper, for eksempel med tanke på reduksjon av energibruk, topplast eller energikostnader.

En arketype er en forenklet og representativ simuleringmodell for en gruppe bygninger som deler sentrale egenskaper. Et eksempel på en arketype kan være «barnehager fra 2010-tallet». Arketyper benyttes når detaljerte data om enkeltbygninger mangler for å vurdere effekten av ulike energiltak. Arketyper kan også benyttes når man ønsker å analysere energibruk og aktuelle energiltak for en gruppe bygninger samlet.

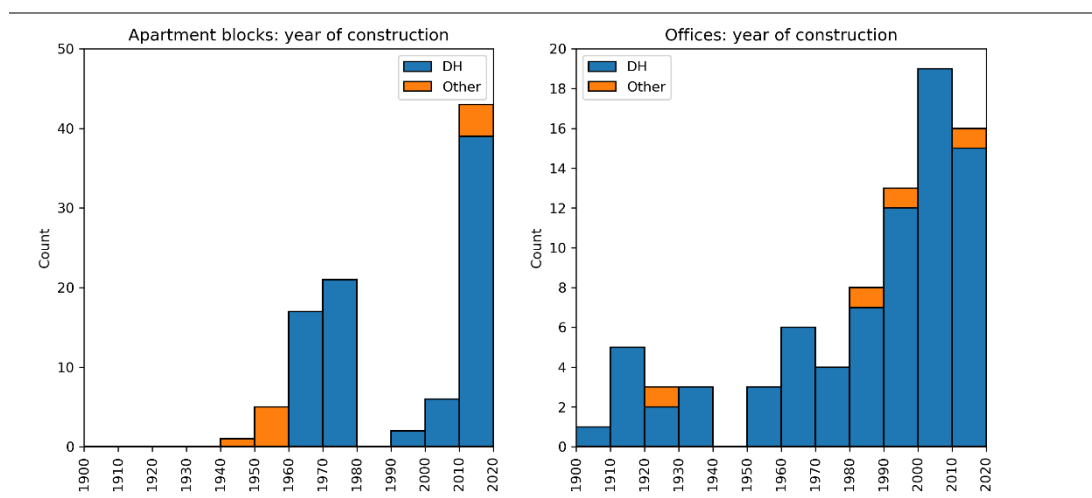
### Arketyper fra COFACTOR

IDA ICE (IDA Indoor Climate and Energy) er et dynamisk simuleringverktøy for energibruk og inneklima i bygninger. I COFACTOR-prosjektet er IDA ICE brukt til å utvikle arketyper for to bygningstyper: boligblokker og kontorbygninger. For hver bygningstype er det utviklet to varianter som representerer henholdsvis eldre og nyere bygninger:

- Boligblokker: 1970–1980 og 2010–2020
- Kontorbygninger: 1980–1990 og 2010–2020

Valg av konstruksjonsår for inndeling i «eldre» og «nyere» bygninger er basert på flere forhold, blant annet endringer i forskriftskrav som har påvirket energieffektivitet og bygningsstandard, typiske forskjeller i bygningskropp og tekniske systemer mellom aldersklasser, samt tilgjengelighet av energimåledata som kan benyttes til kalibrering og validering av arketyperne.

Figur 35 viser antall boligblokker og kontorbygninger med energimåledata som er samlet inn i COFACTOR-prosjektet, fordelt på konstruksjonsår og oppvarmingstype (fjernvarme eller annen oppvarmingstype).



Figur 35. Antall boligblokker og kontorbygninger med energimåledata som er samlet inn i COFACTOR-prosjektet, fordelt på konstruksjonsår og oppvarmingstype (fjernvarme eller annen oppvarmingstype)

For å få et bedre grunnlag for å utvikle representative arketyper ble det gjennomført feltundersøkelser i bygninger som er typiske for de ulike arketyperne. Undersøkelsene hadde som formål å kartlegge sentrale egenskaper ved bygningskropp og tekniske systemer for arketyperne. Figur 36 viser et eksempel fra kartleggingen av en eldre boligblokk fra 1970- til 1980-tallet i COFACTOR-datasettet, som har årlig energibruk som ligger på gjennomsnittet for denne arketyperen. Boligblokken har avtrekksventilasjon, der tilluft trekkes inn gjennom ventiler i fasadene og avtrekk føres ut via en felles avkastvifte. Dette er en vanlig ventilasjonsløsning for denne arketyperen. Avtrekksluftmengdene for arketyperen kan ligge på nivå med moderne forskriftskrav, og slik kan store mengder oppvarmet luft fjernes uten varmegjenvinning, noe som bidrar til økt varmetap og høyt energibruk. Alternativt viser erfaring at tilluftsventiler ofte stenges på kalde dager, boliger blir underventilert og får redusert innneklimakvalitet. Til sammenlikning har boligblokker fra 2010–2020 generelt bedre isolasjon, en tettere bygningskropp og balansert ventilasjon med varmegjenvinning.



Figur 36. Kartlegging av en eldre boligblokk i COFACTOR-datasettet med gjennomsnittlig energibruk for arketyperen. Avtrekksventilasjon hvor luft trekkes inn gjennom ventiler langs fasadene og trekkes ut til felles avkastvifte er typisk for boligblokker fra 1970–80-tallet. Avtrekksmengdene kan være på moderne forskriftsnivå.

### Parameterverdier for arketyperne

Tabell 14 gir en oversikt over de fire arketypermodellene som er utviklet i prosjektet, inkludert sentrale antakelser og parameterverdier for bygningskropp, tekniske systemer og drift. Modellene for boligblokker er videreutviklet fra tidligere publiserte arketyper [44], med justeringer som reflekterer oppdaterte forskriftskrav, tekniske løsninger og observerte driftsegenskaper, mens kontorbygningene er modellert fra grunnen av.

Inndata til modellene bygger på masteroppgaver ved OsloMet våren 2023 ([45], [46]), relevant faglitteratur, befaringer i representative bygninger samt SINTEFs tidligere erfaringer med tilsvarende bygninger, og gir et samlet grunnlag for valg av parameterverdier.

Tabell 14. Oversikt antakelser og parameterverdier for arketyperne fra COFACTOR-prosjektet

|                        |            | Boligblokk           |   | Kontor                      |  |
|------------------------|------------|----------------------|---|-----------------------------|--|
| Konstruksjonsperiode   |            | 1970–1980            | 2010–2020   | 1970–1990                   | 2010–2020  |
| Totalt oppvarmet areal |            | 1 680 m <sup>2</sup> | 1 680 m <sup>2</sup>                                    | 7 700 m <sup>2</sup>        | 7 700 m <sup>2</sup>                                       |
| Etasjer                |            | 4                    | 4   | 4                           | 4  |
| Romoppv.               | Type       | Radiator             | Radiator  | Radiator                    | Kombibaffel  |
|                        | Temperatur | 80/60 °C             | 60/40 °C  | 80/60 °C                    | 40/30 °C   |
|                        | Settpunkt  | 22 °C                | 22 °C   | 22 °C                       | 21/19 °C   |
| Romkjøling             |            | Ingen                | Ingen   | Ventilasjon                 | Kombibaffel<br>15/18 °C +<br>ventilasjon                   |
| Ventilasjon            |            | Avtrekkventilasjon   | Constant Air<br>Volume (CAV)<br>med<br>varmegjenvinning | CAV med<br>varmegjenvinning | Behovsstyrt<br>ventilasjon (DCV)<br>temp + CO <sub>2</sub> |

### Kalibrering av arketyper generelt

For å sikre at arketyperne samsvarer med virkeligheten kan de kalibreres mot energimåledata fra representative bygninger. Det fins flere tilnærminger til slik kalibrering, blant annet gjennom systematisk testing av parameterverdier i simuleringmodeller eller ved datadrevne metoder som lærer direkte fra måledata.

En velkjent utfordring ved kalibrering av arketyper er det som omtales som ekvifinalitet, der mange ulike kombinasjoner av modellparametere kan gi simulert energibruk som samsvarer tilnærmet like godt med målte energidata fra bygningene de kalibreres mot, uten at det er mulig å fastslå hvilke parameterverdier som er fysisk riktige [47]. Denne usikkerheten antas å være til stede i en betydelig andel kalibreringsstudier.

En mulig konsekvens av å velge et uegnet parametersett kan oppstå dersom en parameterkombinasjon resulterer i for eksempel vesentlig høyere U-verdier enn det som er typisk for bygninger fra den aktuelle arketyper. Ved senere bruk av arketyper kan dette føre til at det simuleres et urealistisk høyt energisparepotensial som følge av forbedring av U-verdien.

For å gjøre kalibreringen mer robust bør man derfor bruke flere typer data og gjerne fra flere bygninger. Det kan omfatte formålsdelt energimåledata, SD-data eller informasjon om typisk drift, samt informasjon om bygningens fysiske egenskaper fra prosjektering eller kartlegging.

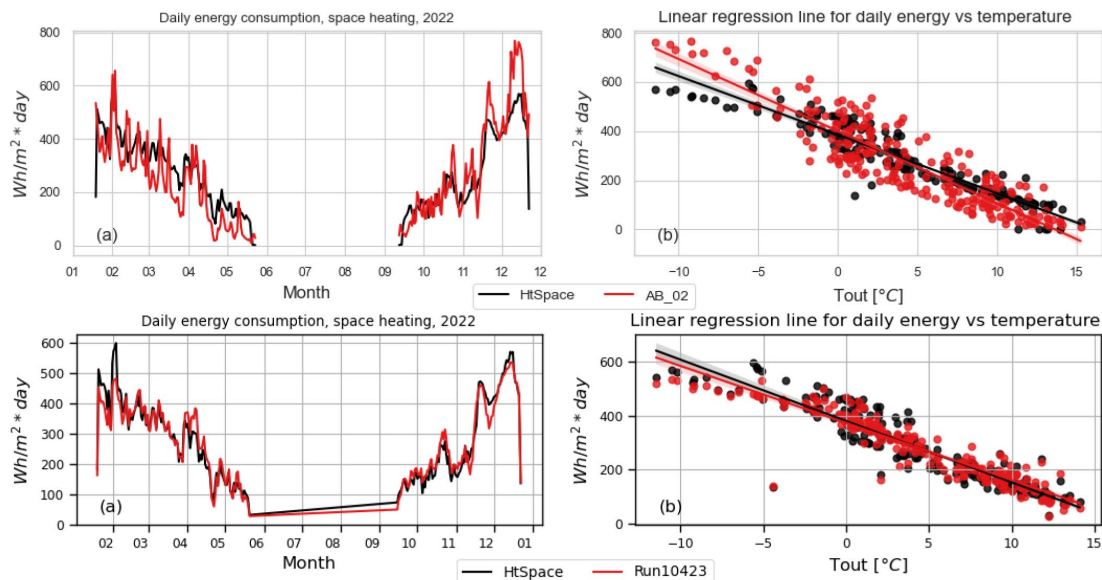
### Kalibrering av arketyper for eldre boligblokker i COFACTOR

Ved kalibrering av arketyperne utviklet i COFACTOR-prosjektet ble det analysert hvordan enkeltparametere som U-verdier, infiltrasjon, ventilasjonsparametere og settpunkttemperaturer, påvirker simulert energibruk i arketyperne. Deretter hvordan simulert energibruk samsvarte med målt energibruk fra representative bygninger fra COFACTOR-datasettene. Også her var ekvifinalitet en utfordring.

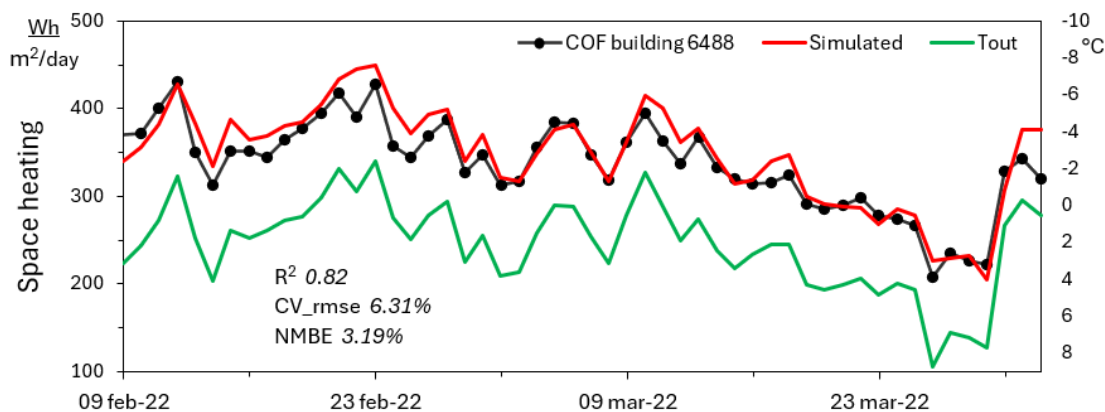
For å kalibrere arketyper for eldre boligblokker ble det gjennomført en parametrisk kalibrering. Modellen ble kalibrert mot målte energidata fra en boligblokk med 30 leiligheter fra 1966 i Oslo. Bygningen er tilknyttet fjernvarme og har hovedmålere for både elektrisitet og fjernvarme samt undermålere. I den parametriske kalibreringen ble om lag 20 000 kombinasjoner av parametere testet, inkludert U-verdier, infiltrasjon, kuldebro, settpunkttemperaturer, internlast og ventilasjon.

Figur 37 viser hvordan daglig målt energibruk til romoppvarming (sort) stemmer overens med modellert energibruk (rød) fra modellen med to ulike parameterkombinasjoner: start-kombinasjonen og parameterkombinasjonen som ga best samsvar med målt energibruk. Resultatene viser at utgangspunktet med antatte parametere (fra datidens TEK-standard) simulerer for mye energibruk om vinteren og for lite energibruk om våren og høsten, mest synlig i ET-kurven i figuren. Etter justering av parametere er samsvaret godt gjennom alle sesongene. Det er derfor potensiale i å bruke simuleringer til å beregne realistisk energibruk.

En begrensning ved kalibreringen er at det ikke er mulig å verifisere om parametere som gir best samsvar med de målte energidataene, også stemmer overens med de fysiske forholdene i eksempelbygningen. Flere hundre simuleringer kan gi tilnærmet like godt samsvar med målingene, til tross for store variasjoner i parameterkombinasjonene. I dette tilfellet ble det heller ikke observert noen tydelig konvergens mot bestemte parameterverdier. Energimålinger inneholder ikke informasjon som gjør det mulig å skille ut om endringer skyldes bedre eller dårligere isolasjon, endrede luftmengder eller ulike settpunkt for oppvarming. I dette tilfellet påvirker de fleste parametere energibruken til romoppvarming på tilsvarende måte. For videre arbeid vil det derfor være fordelaktig å ha tilgang til måledata med flere undermålere som kan benyttes som supplerende data i kalibreringen, for eksempel romtemperaturer, ventilasjonsdata e.l. I forskningsprosjektet Cultural-E [48] ble energibruken til et passivhusbygg i Bærum undersøkt på system- og romnivå. Det ble vist at simuleringer kan gi realistisk samsvar med faktisk energibruk dersom driftsdata fra SD-anlegg brukes som input for kalibrering av simuleringsmodellen.



Figur 37. Parametrisk kalibrering av simuleringparametere for arketyper «eldre boligblokk» mot en boligblokk fra COFACTOR-databasen. Røde kurver er simulert daglig energibruk mens svart er målt daglig energibruk. Oppe: utgangspunkt med start-parametere. Nede: simuleringen som sammenfalt best med målt energi (energi døgnnivå:  $R^2 = 0,95$ , energi timesnivå:  $R^2 = 0,88$ ).



Figur 38. Finere tidsoppløsning for kalibrert simuleringsmodell. En sannsynlig årsak til at kalibreringen treffer godt er den sterke sammenhengen mellom utetemperatur og målt energi for bygningen.

#### LES MER:

G. N. Karlsen, «Calibrating an archetype model for predicting space heating energy consumption in older residential buildings: A case study of a building in Oslo and Trondheim», MS thesis, Oslo Metropolitan University, 2024.

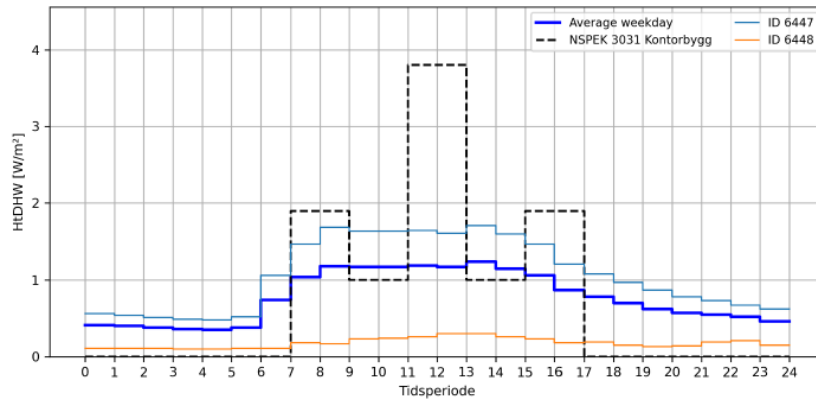
U. Abbas, «Oppbygging av arketyppemodell for kontorbygg: Sammenligning av simulert og målt energi- og effektbruk i kontorbygg», MS thesis, Oslo Metropolitan University, 2024.

### NS 3031 – høringsinnspill med data fra COFACTOR

Høsten 2024 ble standarden NS 3031 «Bygningers energiytelse – Beregning av energi- og effektbehov» sendt på høring. Standarden er et sentralt verktøy for de som jobber med energibruk i bygninger, blant annet fordi den brukes til å dokumentere oppfyllelse av energikrav for nye og renoverte bygninger i byggteknisk forskrift (TEK) og i beregningen for energimerking av bygninger. Som en del av COFACTOR-prosjektet utarbeidet SINTEF et høringsinnspill til standarden basert på analyser og måledata fra prosjektet. Høringsinnspillet hadde hovedvekt på de normerte inndatapprofilene i standarden, som beskriver typisk energibruk til formål som varmtvann, belysning, teknisk utstyr og elbillading i ulike bygningskategorier. De normative profilene skal representere den beste empiriske kunnskapen tilgjengelig. I høringsinnspillet ble det gitt flere konkrete anbefalinger:

- *Varmtvann:* Det ble anbefalt å tydeliggjøre at den normerte profilen for energibruk til oppvarming av varmt tappevann gjelder netto forbruk, uten varmetap i distribusjonssystemet, ettersom varmetapet kan være betydelig i enkelte bygninger. Videre viser måledata fra skoler og kontorbygninger samlet inn i COFACTOR et jevnere forbruksmønster enn de normative profilene i dagens standard, og en revisjon ble derfor anbefalt. For sykehjem ble det derimot ikke foreslått endringer basert på funn fra COFACTOR, da behovene varierer betydelig mellom institusjoner.
- *Belysning:* Data fra COFACTOR indikerte at den normative profilen for energibruk til belysning i skoler med fordel kan jevnes ut, mens det ikke var tilstrekkelig grunnlag for å gi anbefalinger om å endre profilen for kontorbygninger.
- *Teknisk utstyr:* COFACTOR har samlet inn måledata fra boligblokker, men ikke i et omfang som gir grunnlag for å endre døgn- eller årsverdier. Det ble likevel påpekt at tidsfordelingen i profilen kan vurderes nærmere.
- *Elbillading:* Dette er en ny post i NS 3031. Per i dag fins det ikke normerte inndatapfiler for elbillading i bygninger, og SINTEF anbefalte at standarden bør inkludere dette. COFACTOR har datagrunnlag fra fellesanlegg med «dum» lading i boligblokker som kan brukes som utgangspunkt.

- *Driftstider og settpunkter*: Høringssvaret videreformidlet erfaringer fra fem av COFACTORS partnere og dataleverandører om driftstider og settpunkttemperaturer i blant annet skoler, barnehager, flerbrukshaller og universitetsbygninger.
- *Klimafilene*: Det ble anbefalt at standarden bør gi tydeligere føringer for bruk av klimafilene i beregninger, og at godkjente filer bør publiseres av Standard Norge.



Figur 39. Figuren viser normert inndatapprofil for oppvarming av varmt tappevann (HtDHW) i kontorbygninger i den forrige versjonen av NS 3031 (stiplet linje) sammenliknet med gjennomsnittlig døgnlastprofil fra to kontorbygninger fra COFACTOR-prosjektet.

## 7 Oppsummering av anbefalinger

### Nettselskap

Gjennom COFACTOR har vi utviklet en metode for å beregne og vurdere samtidighetsfaktorer, samt gitt en rekke anbefalinger ved beregning av samtidighetsfaktor. Anbefalingene er oppsummert i kapittel 3 Samtidighetsfaktorer. Metodene viser effekten av å bruke mer oppdelte samtidighetsfaktorer. Flere bygningskategorier og grupper med bygninger med ulik oppvarmingsteknologi ble vurdert. Funn fra prosjektet viser at boliger med og uten fjernvarme har «ulik nok» samtidighetsfaktor til at det kan være lurt å bruke forskjellige samtidighetsfaktorer for disse ved nettplanlegging.

I COFACTOR ble det også sett på lastprofilene til plusskunder og hvordan deres import og eksport kan påvirke nettet, som beskrevet i kapittel 4 Lastprofiler for bygninger. Analysene ble gjort ved å samle inn import- og eksportdata for kunder på Sørlandet før og etter installering av solcellepaneler. Deretter ble samtidighetsfaktoren for innmating til nett og uttak fra nett beregnet. Analysene viste at samtidigheten for innmating var betydelig høyere enn samtidigheten for uttak. Som en konsekvens førte dette til at den aggregerte topplasten for innmating til plusskundene var høyere enn den aggregerte topplasten for uttak, til tross for at de fleste plusskundene hadde høyere topplast til uttak (individuell). Nettselskapene anbefales derfor å gjøre liknende analyser for plusskunder, særlig i områder der det er mange eller potensial for mange plusskunder.

Gjennom prosjektet har vi også analysert fleksibilitetspotensialet og lastprofilene til varmtvannsberedere og elbillading, som oppsummert i kapittel 4 Lastprofiler for bygninger. Analysene viste at det det fins et betydelig potensial for forbrukerfleksibilitet utløst av smart styring av varmtvannsberedere. Potensialet vil øke ettersom flere skaffer seg smarte beredere. Det har også blitt vist at forbrukerfleksibilitetspotensialet fra elbillading er størst om natta i boligbygninger, mens det er størst på dagtid i næringsbygninger.

Lastprofilverktøyet Building-PROFet har blitt videreutviklet i COFACTOR-prosjektet. Verktøyet er utviklet ved hjelp av energimålinger fra bygninger og kan produsere aggregerte lastprofiler (med gjennomsnitt og usikkerhetskurver) for ulike bygningskategorier ved ulike klima. Validering av verktøyet har vist at det i stor grad kan gjenskape energibruksprofilene for både varme og elektrisitetsbruk i et område. Verktøyet er derfor godt egnet til å beregne framtidige lastprofiler ved områdeplanlegging.

Prosjektet har samlet inn en betydelig mengde med energimåledata fra bygninger. Dette datagrunnlaget kan ha stor nytteverdi også for nettbransjen da det gir mulighet for utvidede analyser av energibruk og effektbruk i bygninger. Det gjelder særlig for innsamlede energimåledata for plusskunder og smarte energimåledata fra smarte varmtvannsberedere. I tillegg til å samle inn og analysere dataene har vi sett på hvordan dataene kan brukes i utvikling av datadrevne metoder. I dette arbeidet er det vist at det er stort potensial for å bruke datadrevne metoder til å klassifisere kunder og kjenne igjen mønstre i strømbruket til kunder. Dette kan gi bedre oversikt for nettselskapet med hensyn til nåværende og framtidig energibruk. Måledata fra fjernvarme kan brukes som komplimenterende data i trening av datadrevne metoder for å kjenne igjen strømbruk til oppvarming ut fra AMS-data.

### Byggeiere og prosjekterende

COFACTOR har samlet inn energimåledata fra flere bygninger. I dag stilles det krav til kvalitet for målere som brukes til fakturering, det vil si AMS-målere og hovedmålere for fjernvarme. I tillegg har flere bygningseiere satt opp undermålere i sine bygninger og koblet energimålerne til SD-anlegg og EOS-systemer for å drive energiovervåking. Innsamlingen av energimåledata i COFACTOR har vist at det i dag er betydelige utfordringer knyttet til innsamling og lagring av energimåledata fra bygninger. Utfordringene består i stor grad av

dårlig datakvalitet, mangelfull eller inkonsekvent merking av målere eller uoversiktlig målestruktur. Utfordringen med datakvalitet er særlig stor for undermålere som ikke benyttes ved fakturering. Basert på erfaringene fra prosjektet anbefales følgende ved oppsetting av målerstruktur i bygninger:

- Målerstruktur med god formålsdeling må etableres tidlig i prosjekteringsfasen. En god ITB-koordinator er viktig for systematisk tilnærming og koordinering i tidlig fase.
- For bygninger med ulik bruk (bolig/kontor/næring) må dette gjenspeiles i strukturen, slik at det er mulig å skille energibruken til de ulike bygningsdelene fra hverandre.
- Systemer som solceller, elbilladere, batterier og gatevarme bør ha egne målere og implementeres i energiovervåkingssystemet.
- Målere må ha en tydelig, konsistent og forståelig merking, både fysisk og inn mot EOS-systemet og SD anlegg. Bygningsdeltabellen og Tverrfaglig Merkesystem (PA0802 fra Statsbygg) er gode referanser som kan brukes ved merking av målere.
- Målerstruktur må settes opp slik at kontroll og kvalitetssikring av målerne og måledataene kan gjøres på en god måte. Det er en fordel hvis man kan sette opp nullsumskontroller, det vil si at man kan kontrollere om differansen mellom hovedmåleren og undermålerne er null/over null.
- Systemet bør settes opp slik at utfall av målere fanges opp automatisk, for eksempel ved kontinuerlig oppfølging og feildeteksjon med alarm.
- For gode analyser, oppfølging og styring er det behov for å kunne ta ut store datamengder fra SD-anleggene eller EOS-systemene. Dette bør det stilles krav til ved utvikling og innkjøp av EOS-systemer. Data bør lagres over lengre tid (3–5 år for sesongvariasjoner), med tilstrekkelig oppløsning (timer, minutter), og man må kunne hente ut hele lengden til dataserien, helst via API.

Utover dette kan også ny kunnskap om bygningers lastprofiler, lastprofilverktøyet Building-PROFet og datadrevne metoder være relevant for bygningseiere. Resultater fra Building-PROFet kan for eksempel brukes som en pekepinn for dimensjonering av last ved planlegging av utbygging av boligblokker. Kalibrerte simuleringer og simuleringer med driftsnære inndata vil være en fordel også for oppfølging av drift for bygningseiere og engasjerte prosjekterende spesielt ved rehabiliteringsprosjekt.

### **Myndigheter og andre**

Funnene fra COFACTOR viser at man må vurdere nærmere om de normative inndataverdiene som brukes ved beregning av energibehov og energibruk i bygninger, representerer den faktiske energibruken i bygninger godt nok. I arbeidet med disaggregering av fjernvarme til varmtvann og romoppvarming (kapittel 5 Datadrevet analyse av energimåledata fra bygninger) ble det vist at det er store sesongvariasjoner i døgnlastprofilen for energibruk til oppvarming av varmt tappevann i boligblokker. Normative verdier for energibruk til oppvarming fra NS 3031 tar i dag ikke hensyn til sesongvariasjoner, men gjennomgangen av måledataene i COFACTOR har vist at tappevannsoppvarming har stor variasjon over året.

I likhet med dette har arbeidet med lastprofilverktøyet Building-PROFet vist at det beregnede energibehovet til elspesifikke laster fra verktøyet avviker mye fra de normative verdiene i NS 3031. En gjennomgang av disse verdiene samt en sammenlikning av måledata fra ulike bygninger kan bidra til å gjøre standarden mer robust – særlig fordi elspesifikke laster utgjør en større andel av energibruken i nye/renoverte bygninger med lavt oppvarmingsbehov. Sammenlikningen viser også at det kan være store forskjeller mellom beregnet energibruk ved bruk av metoder som er basert på måledata, for eksempel fra Building-PROFet, og beregninger som baserer seg på andre metoder, for eksempel beregningsmetoder som tar utgangspunkt i NS 3031

## 8 Videre arbeid

### Datainnsamling

COFACTOR-prosjektet har samlet inn store mengder med energimåledata fra bygninger. En videreføring av datainnsamlingen kan gi økt kunnskap om hvordan energi brukes i bygninger. Energimåledata fra bygninger samlet inn i COFACTOR er delvis publisert, og andre data overføres til datainfrastrukturen Smart Building Hub. Selv om COFACTOR har samlet inn data fra hundrevis av bygninger, er det fortsatt behov for flere datasett. Tabell 5 og 6 viser at det er flere bygningskategorier og effektivitetsnivåer som mangler nok data til at det er mulig å estimere representative lastprofiler. I tillegg vil det være behov for ytterligere data for eksempel energimåledata der AMS-data er koblet med data for elbillading, undermålere for elektrisk oppvarming fra flere bygningskategorier, energimåledata med oppløsning høyere enn 1-time, samt energimåledata fra de bygningskategoriene som ikke har vært i fokus i COFACTOR.

### Samtidighet

COFACTOR-prosjektet har utviklet metoder for robust estimering av samtidighetsfaktorer. Metodene og utvalgte numeriske resultater er allerede tatt i bruk i IPN-prosjektet FORSEL [49] og Grønn Plattform-prosjektet Megacharge [50]. Bruk av mer realistiske samtidighetsfaktorer i nettplassering kan gi bedre kapasitetsutnyttelse. Det er imidlertid viktig å understreke at dette alene ikke løser alle utfordringer knyttet til kapasitetsbegrensninger. Det er fortsatt behov for videre arbeid innen samtidighet og samtidighetsfaktorer, inkludert:

- Utvikle metoder for å beskrive og håndtere usikkerhet i samtidighetsfaktoren og beregning av forventet topplast. Undersøke hvordan usikkerheten påvirker i beregninger av systemets topplast.
- Bedre oversikt over risiko og antakelser tatt under nettplassering. Dagens bruk av samtidighetsfaktorer bygger på en antakelse om at kundene og deres strømbruk i stor grad er stabile over tid, noe som ikke nødvendigvis er tilfelle. Derfor er det behov for bedre oversikt over risiko knyttet til endringer i kundemasse og strømbruk, samt konsekvensene dette kan ha for dimensjonering av nettet. Denne kunnskapen kan videre brukes til å utvikle planleggings- og driftsstrategier som tar høyde for disse usikkerhetene.
- Metodene som har blitt utviklet i dette prosjektet for robust estimering av samtidighetsfaktorer, kan også benyttes til å følge utviklingen i samtidighetsfaktorer for en gruppe bygninger over tid, for eksempel som følge av endret strømbruksmønster.

### Lastprofiler

Lastprofilverktøyet Building-PROFet har stort potensiale for videreutvikling av markedsnyttig informasjon. Lastprofiler basert på typiske værdata fra alle landets kommuner et eksempel. Det er ønskelig å bruke dagens verktøy og generere nye predikerte lastprofiler for hver av bygningskategoriene basert på lokale værdata. Lastprofilene kan brukes i mer presise energisimuleringer og analyser. PROFet-verktøyet i seg selv bør i fremtiden mates med flere reelle lastprofiler fra bygninger i bruk ettersom det samles inn mer energimåledata i Smart Building Hub. Dette vil gi mer presise anslag etter som datamengden øker. I tillegg vil det være nyttig å se mer på modellering av kjøling med bruk av Building-PROFet, samt å dele inn oppvarmingsbehovet i romoppvarming og tappevann. Verktøyet skal tilgjengeliggjøres via et API for prosjektpartnere og andre kunder som ønsker tilgang. Det er også et potensial for å videreutvikle verktøyet slik at det kan brukes i/sammen med energikart i ulike kommuner.

### Modeller for beregning av energibruk i bygninger

COFACTOR har hatt som mål å utvikle arketyper - bygningsmodeller for ulike bygningstyper som kan brukes til å analysere hvordan ulike bygningsfysiske parametere og automatisjons-

styringer påvirker energibruk og inneklima. Slike arketyper kan brukes til å vurdere effekten av ulike energieffektiviseringstiltak både for enkeltbygninger og på bygningsmassenivå.

Erfaringer fra COFACTOR viser at arketypermodeller som kalibreres mot ekte måledata har godt potensial for å simulere realistisk energibruk, men at det innebærer mye usikkerhet om man kun kalibrerer disse mot måledata fra hovedmålere uten kjennskap til parameterne.

For å heve kvaliteten på arketypermodellene bør videre utvikling fokusere på å:

- kalibrere arketypermodellene mot standard lastprofiler fra Building-PROFet
- samle inn representative data for inneklima, drift og styring fra bygninger fra ulike bygningskategorier og perioder. Byggautomasjonsdata som setpunktdata og sensor-data vil være særlig godt egnet i kombinasjon med energimåledata eller standard lastprofiler. Det vil kunne heve kvaliteten på og påliteligheten til arketyperne betydelig slik at simuleringer av energitiltak kan gi mer troverdige resultater.
- videreutvikle standard lastprofiler slik at de også omfatter ventilasjon, kjøling, bruksmønstre, belysning og teknisk utstyr. Mer detaljerte inndata for elektrisk energibruk er relevante for simulering av solcelleanlegg og energilagring.

### **Videre arbeid med datadrevne metoder**

Resultatene fra COFACTOR har vist at datadrevne metoder har et betydelig potensial for å kjenne igjen mønstre i bygningers AMS-data. Datadrevne metoder kan gjøre det mulig å kjenne igjen strømbruk til ulike apparater samt estimere potensialet for sluttbrukerfleksibilitet også i bygninger uten undermålere. Videre arbeid med datadrevne metoder inkluderer:

- Metodene for å kjenne igjen og disaggregere strøm til elbillading fra AMS-data har ikke blitt validert mot ekte måledata grunnet mangel på denne typen datasett i Norge og Norden. Metoden har dermed heller ikke blitt testet for hvorvidt de kan fange opp elbillading ved bruk av smarte ladestrategier.
- I framtidig arbeid bør det ses på om det er mulig å kjenne igjen og disaggregere ulike laster i bygninger med solenergi, ettersom disse vil endre lastprofilen for import ved timer med solenergiproduksjon.
- Resultatene fra COFACTOR viser at det er mulig å trene på måledata fra bygninger med fjernvarme for å disaggregere strøm til oppvarming fra bygningers AMS-data. Metoden er testet på skolebygninger, men i Norge mangler vi måledata med undermålinger med strøm til oppvarming i de fleste bygningskategorier. Derfor er det behov for videre testing og utvikling av metoden for andre bygningskategorier enn skoler.
- Metodene fra COFACTOR er utviklet for å kjenne igjen laster som kan gi et fleksibilitetspotensial, for eksempel oppvarming, elbillading og oppvarming av varmt tappevann. I videre arbeid kan det også ses på hvorvidt man kan klassifisere timer med fleksibilitetspotensial direkte.
- I arbeidene som er presentert her, er det kun sett på metoder for energimåledata med timesoppløsning. I framtiden bør det undersøkes om disse metodene er overførbare til andre tidsoppløsninger, som dag, 15-minutters, minutters og sekunders oppløsning.

## 9 Vitenskapelige publikasjoner i prosjektet COFACTOR

|                     |  |
|---------------------|--|
| Rapport forprosjekt | K. B. Lindberg, S. K. Lien, og A. J. Petersen, «Samtidighet og sammenlagring COFACTOR-rapport. Begrepsforklaring og case-studie», SINTEF Community, 2022.[51]  |
| Konferanseartikkel  | S. K. Lien, B. Najafi, og J. Rajasekharan, «Advances in Machine-Learning Based Disaggregation of Building Heating Loads: A Review», <i>Advances in Machine-Learning Based Disaggregation of Building Heating Loads: A Review</i> , 2023. DOI:10.1007/978-3-031-48649-4_11 [52]   |
| Konferanseartikkel  | B. M. Delgado, D. Bjerkehagen, H. T. Walnum, og Å. Lekang Sørensen, «Impact of Space Heating Technologies on the Electricity Demand in Norwegian Detached Houses», i <i>2025 IEEE Kiel PowerTech</i> , jun. 2025, s. 1–6. doi: 10.1109/PowerTech59965.2025.11180634.[21]   |
| Konferanseartikkel  | D. Bjerkehagen, Å. L. Sørensen, og B. Ludvigsen, «Characterizing the Coincidence of Residential Power Demand», i <i>2025 IEEE Kiel PowerTech</i> , jun. 2025, s. 1–7. doi: 10.1109/PowerTech59965.2025.11180268. [18]  |
| Konferanseartikkel  | S. V. Pandiyan, Å. L. Sørensen, H. T. Walnum, og J. Rajasekharan, «Implications of smart electric water heaters: a detailed analysis of load profiles and aggregated peak load», <i>IET Conference Proceedings</i> , bd. 2025, nr. 14, s. 1570–1574, okt. 2025, doi: 10.1049/icp.2025.1874. [6]  |
| Konferanseartikkel  | Å. L. Sørensen, J. Hole, D. Bjerkehagen, og H. T. Walnum, «From customers to prosumers: PV systems impact on residential load profiles, peak power, and coincidence», <i>IET Conference Proceedings</i> , bd. 2025, nr. 14, s. 2396–2400, okt. 2025, doi: 10.1049/icp.2025.2101.[7]  |
| Konferanseartikkel  | S.K. Lien, I. Sartori og J. Rajasekharan, “Data-Driven Decomposition of Electricity for Heating from Aggregated Smart Meters from Multiple Buildings”. IEEE ISGT 2025 [53]   |
| Tidsskriftsartikkel | S. K. Lien og J. Rajasekharan, «Automatic standard building category classification from smart meter data – A supervised learning approach», <i>Energy and Buildings</i> , bd. 325, s. 114954, des. 2024, doi: 10.1016/j.enbuild.2024.114954.[39]  |
| Tidsskriftsartikkel | S. K. Lien, A. Canaydin, C. Miller, C. Fu, H. Kazmi, og J. Rajasekharan, «Cross-domain disaggregation of electricity for heating in all-electric school buildings – learning from school buildings with district heating», <i>Energy and Buildings</i> , bd. 348, s. 116359, des. 2025, doi: 10.1016/j.enbuild.2025.116359. [40]   |
| Tidsskriftsartikkel | Å. L. Sørensen, B. B. Morsund, I. Andresen, I. Sartori, og K. B. Lindberg, «Energy profiles and electricity flexibility potential in apartment buildings with electric vehicles – A Norwegian case study», <i>Energy and Buildings</i> , bd. 305, s. 113878, feb. 2024, doi: 10.1016/j.enbuild.2023.113878. [54]   |
| Tidsskriftsartikkel | S. K. Lien, L. P. Kotu, Å. L. Sørensen, og R. Jayaprakash, «Discover, Detect, Disaggregate: A Data-Driven Approach to Extract Electric Vehicle Charging Information from Household Smart Meter Data in cold climate», 30. januar 2026, Social Science Research Network, Rochester, NY: 6154931. doi: 10.2139/ssrn.6154931. Innsendt til tidsskrift.  |
| Tidsskriftsartikkel | S. K. Lien, H. T. Walnum, R. Jayaprakash, og I. Sartori, «Estimating heating energy for domestic hot water and space heating from total heating measurements in apartment buildings: Comparison of methods for disaggregation and daily load profile estimation in a Norwegian case study». Social Science Research Network, Rochester, NY: 6268418. Tilgjengelig på: <a href="https://papers.ssrn.com/abstract=6268418">https://papers.ssrn.com/abstract=6268418</a> [43]. Innsendt til tidsskrift. |
| Tidsskriftsartikkel | J. Smertinas, H. T. Walnum, B. Ludvigsen, Å. L. Sørensen, I. Sartori, og H. Madsen, «Building-Profet: A Scalable Data-Driven Modelling Approach for Estimating Heat and Electricity Load Profiles of Buildings (preprint)»,  |

|               |  |
|---------------|--|
|               | 3. juli 2025, Social Science Research Network, Rochester, NY: 5338245. doi: 10.2139/ssrn.5338245. [30] Innsendt til tidsskrift.  |
| Dataartikkel  | S. K. Lien, H. T. Walnum, og Å. L. Sørensen, «COFACTOR Drammen dataset - 4 years of hourly energy use data from 45 public buildings in Drammen, Norway», <i>Sci Data</i> , bd. 12, nr. 1, s. 393, mar. 2025, doi: 10.1038/s41597-025-04708-3. [10]   |
| Dataartikkel  | S. K. Lien, B. Ludvigsen, H. T. Walnum, A. Yang, Å. L. Sørensen, og K. H. Johra, «COFACTOR-SBHUB Oslo: Hourly Sub-Metered Energy Use Data from 48 public School Buildings in Oslo, Norway», <i>Data in Brief</i> , bd. 63, s. 112288, des. 2025, doi: 10.1016/j.dib.2025.112288. [11]  |
| Dataartikkel  | Å. L. Sørensen, S. K. Lien, og H. T. Walnum, «COFACTOR-Residential: Hourly electricity and heating data from residential buildings in Norway», <i>Data in Brief</i> , s. 112580, feb. 2026, doi: 10.1016/j.dib.2026.112580. [12]   |
| Masteroppgave | G. N. Karlsen, «Calibrating an archetype model for predicting space heating energy consumption in older residential buildings: a case study of a building in Oslo and Trondheim», Master thesis, Oslo Metropolitan University, 2024. Tilgjengelig på: <a href="https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/handle/11250/3162894">https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/handle/11250/3162894</a> [45] |
| Masteroppgave | U. Abbas, «Oppbygging av arketypermodell for kontorbygg: sammenligning av simulert og målt energi- og effektbruk i kontorbygg», Master thesis, Oslo Metropolitan University, 2024. Tilgjengelig på: <a href="https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/handle/11250/3162888">https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/handle/11250/3162888</a> [46]   |
| Masteroppgave | J. S. Norø, «Analysis of machine learning models to predict heating demand and electricity consumption in buildings.», Master thesis, Oslo Metropolitan University, 2024. Tilgjengelig på: <a href="https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/handle/11250/3162906">https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/handle/11250/3162906</a> [55]  |
| Masteroppgave | V. Hjertvik Lenes, «Optimal performance of a housing cooperative with PV and smart use of electric water heaters», Master thesis, NTNU, 2023. Tilgjengelig på: <a href="https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/3093943">https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/3093943</a> [56]  |
| Doktorgrad    | Doktorgrad Synne Krekling Lien. Under arbeid.  |

## Referanser

- [1] «11561: Energibalansen. Tilgang og forbruk, etter energibalansposter, statistikkvariabel, år og energiprodukt. Statistikkbanken», SSB. Åpnet: 23. juni 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://www.ssb.no/system/>
- [2] «Kraftpriser og kraftsystemdata - NVE». Åpnet: 28. april 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://www.nve.no/energi/analyser-og-statistikk/kraftpriser-og-kraftsystemdata/>
- [3] O. energidepartementet, «Effektbaserte tariffen legger til rette for bedre utnyttelse av strømmettet – nå skal smart strømbruk belønnes», Regjeringen.no. Åpnet: 30. juni 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://www.regjeringen.no/no/dokumentarkiv/regjeringen-solberg/aktuelt-regjeringen-solberg/oed/nyheter/2021/nettariffer/id2860406/>
- [4] M. Hofmann og T. Siebenbrunner, «A rich dataset of hourly residential electricity consumption data and survey answers from the iFlex dynamic pricing experiment», *Data in Brief*, bd. 50, s. 109571, okt. 2023, doi: 10.1016/j.dib.2023.109571.
- [5] M. Hofmann, S. Bjarghov, og S. Nessa, «Norwegian hourly residential electricity demand data with consumer characteristics during the European energy crisis», *Data in Brief*, bd. 51, s. 109687, des. 2023, doi: 10.1016/j.dib.2023.109687.
- [6] S. V. Pandiyan, Å. L. Sørensen, H. T. Walnum, og J. Rajasekharan, «Implications of smart electric water heaters: a detailed analysis of load profiles and aggregated peak load», *IET Conference Proceedings*, bd. 2025, nr. 14, s. 1570–1574, okt. 2025, doi: 10.1049/icp.2025.1874.
- [7] Å. L. Sørensen, J. Hole, D. Bjerkehagen, og H. T. Walnum, «From customers to prosumers: PV systems impact on residential load profiles, peak power, and coincidence», *IET Conference Proceedings*, bd. 2025, nr. 14, s. 2396–2400, okt. 2025, doi: 10.1049/icp.2025.2101.
- [8] B. A. Tolnai mfl., «ADRENALIN: Energy Data Preparation and Validation for HVAC Load Disaggregation in Commercial Buildings», *Nordic Energy Informatics Academy Conference 2025*, 2025.
- [9] C. Miller mfl., «The Building Data Genome Project 2, energy meter data from the ASHRAE Great Energy Predictor III competition», *Sci Data*, bd. 7, nr. 1, Art. nr. 1, okt. 2020, doi: 10.1038/s41597-020-00712-x.
- [10] S. K. Lien, H. T. Walnum, og Å. L. Sørensen, «COFACTOR Drammen dataset - 4 years of hourly energy use data from 45 public buildings in Drammen, Norway», *Nature Scientific Data*, bd. 12, nr. 1, s. 393, mar. 2025, doi: 10.1038/s41597-025-04708-3.
- [11] S. K. Lien, B. Ludvigsen, H. T. Walnum, A. Yang, Å. L. Sørensen, og K. H. Johra, «COFACTOR-SBHUB Oslo: Hourly Sub-Metered Energy Use Data from 48 public School Buildings in Oslo, Norway», *Data in Brief*, bd. 63, s. 112288, des. 2025, doi: 10.1016/j.dib.2025.112288.
- [12] Å. L. Sørensen, S. K. Lien, og H. T. Walnum, «COFACTOR-Residential: Hourly electricity and heating data from residential buildings in Norway», *Data in Brief*, s. 112580, feb. 2026, doi: 10.1016/j.dib.2026.112580.
- [13] H. B. Gear, «Diversity Factor», *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers*, bd. XXIX, nr. 1, s. 375–384, jan. 1910, doi: 10.1109/T-AIEE.1910.4764623.
- [14] S. Rusck, «The Simultaneous Demand in Distribution Network Supplying Domestic Consumers», *ASEA Journal*, s. 59–61.
- [15] K. Fürst, P. Chen, I. Y.-H. Gu, og L. Tong, «Improved peak load estimation from single and multiple consumer categories», i *CIREN 2020 Berlin Workshop (CIREN 2020)*, sep. 2020, s. 178–181. doi: 10.1049/oap-cired.2021.0300.
- [16] K. B. Lindberg, S. K. Lien, og A. J. Petersen, «Begrepsforklaring og case-studie», nr. 2022:00908, [Online]. Tilgjengelig på: <https://www.sintef.no/prosjekter/2021/cofactor/publikasjoner/>
- [17] M. Hofmann, S. Bjarghov, og S. Nessa, «Norwegian hourly residential electricity demand data with consumer characteristics during the European energy crisis», *Data in Brief*, bd. 51, s. 109687, des. 2023, doi: 10.1016/j.dib.2023.109687.
- [18] D. Bjerkehagen, Å. L. Sørensen, og B. Ludvigsen, «Characterizing the Coincidence of Residential Power Demand», i *2025 IEEE Kiel PowerTech*, jun. 2025, s. 1–7. doi: 10.1109/PowerTech59965.2025.11180268.
- [19] J. Dickert og P. Schegner, «Residential load models for network planning purposes», i *2010 Modern Electric Power Systems*, sep. 2010, s. 1–6. [Online]. Tilgjengelig på: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6007169>
- [20] K. A. Choksi, S. Jain, og N. M. Pindoriya, «Feature based clustering technique for investigation of domestic load profiles and probabilistic variation assessment: Smart meter dataset», *Sustainable Energy, Grids and Networks*, bd. 22, s. 100346, jun. 2020, doi: 10.1016/j.segan.2020.100346.
- [21] B. M. Delgado, D. Bjerkehagen, H. T. Walnum, og Å. Lekang Sørensen, «Impact of Space Heating Technologies on the Electricity Demand in Norwegian Detached Houses», i *2025 IEEE Kiel PowerTech*, jun. 2025, s. 1–6. doi: 10.1109/PowerTech59965.2025.11180634.
- [22] «Prosumenter og plusskunder - NVE». Åpnet: 19. desember 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://www.nve.no/reguleringsmyndigheten/kunde/stroemnett/prosumenter-og-plusskunder/>
- [23] «BattFLEX Nytteverdier fra Smarte varmtvannsberedere», 2024. Åpnet: 25. mars 2026. [Online]. Tilgjengelig på: <https://smartgrids.no/app/uploads/2024/08/BattFLEX.pdf>

- [24] L. Pedersen, «Load Modelling of Buildings in Mixed Energy Distribution Systems», Doctoral thesis, NTNU, 2007. [Online]. Tilgjengelig på: <http://hdl.handle.net/11250/233327>
- [25] K. B. Lindberg, «Impact of Zero Energy Buildings on the Power System: A study of load profiles, flexibility and system investments», Doctoral thesis, NTNU, 2017. [Online]. Tilgjengelig på: <http://hdl.handle.net/11250/2450566>
- [26] K. B. Lindberg, S. J. Bakker, og I. Sartori, «Modelling electric and heat load profiles of non-residential buildings for use in long-term aggregate load forecasts», *Utilities Policy*, bd. 58, s. 63–88, jun. 2019, doi: 10.1016/j.jup.2019.03.004.
- [27] Å. L. Sørensen, «Energy profiles and electricity flexibility potential in Norwegian apartment buildings with electric vehicle charging», Doctoral thesis, NTNU, 2024. [Online]. Tilgjengelig på: <https://hdl.handle.net/11250/3118970>
- [28] K. Heimar Andersen, S. Krekling Lien, K. Byskov Lindberg, H. Taxt Walnum, og I. Sartori, «Further development and validation of the 'PROFet' energy demand load profiles estimator», presentert på Building Simulation 2021, 2021, s. 25–32.
- [29] A. Mohammadabadi, I. Sartori, og L. Georges, «Validation of the Energy Demand Load Profile Estimator "PROFet" for Trondheim Non-residential Buildings», presentert på E3S Web of Conferences, EDP Sciences, 2024.
- [30] J. Smertinas, H. T. Walnum, B. Ludvigsen, Å. L. Sørensen, I. Sartori, og H. Madsen, «Building-Profet: A Scalable Data-Driven Modelling Approach for Estimating Heat and Electricity Load Profiles of Buildings (preprint)», 3. juli 2025, *Social Science Research Network, Rochester, NY*: 5338245. doi: 10.2139/ssrn.5338245.
- [31] «Byggteknisk forskrift (TEK10)», Direktoratet for byggkvalitet. Åpnet: 16. desember 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://www.dibk.no/regelverk/tek>
- [32] Å. L. Sørensen, K. B. Lindberg, I. Sartori, og I. Andresen, «Residential electric vehicle charging datasets from apartment buildings», *Data in Brief*, bd. 36, s. 107105, jun. 2021, doi: 10.1016/j.dib.2021.107105.
- [33] Å.L. Sørensen, B.M. Delgado, og I. Sartori, «Average EV charging profiles for residential and commercial buildings». Outcome of work within the Research Center on Zero Emission Neighbourhoods in Smart Cities (FME ZEN), WP4 Energy flexible neighbourhoods, 2023.
- [34] M. D. Benjamin *mfl.*, «FLEXor – The development of simulation and optimization models for energy-flexible operation in the built environment», SINTEF Academic Press, 2025. Åpnet: 20. november 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://sintef.brage.unit.no/sintef-xmlui/handle/11250/3213394>
- [35] S. K. Lien, H. T. Walnum, J. Rajasekharan, og I. Sartori, «Estimating heating energy for domestic hot water and space heating from total heating measurements in apartment buildings: Comparison of methods for disaggregation and daily load profile estimation in a Norwegian case study.», *Energy*, 2025.
- [36] S. Backe, B. M. Delgado, M. Askeland, H. T. Walnum, Å. se L. Sørensen, og I. Sartori, «Impact of activating energy demand flexibility in the building stock: A case study of Norway as a highly electrified country in the European power market», *Energy*, bd. 318, s. 134688, mar. 2025, doi: 10.1016/j.energy.2025.134688.
- [37] Lovdata, *Forskrift om krav til elektrisitetsmålere*, bd. FOR-2007-12-28-1753. 2008. Åpnet: 15. mars 2024. [Online]. Tilgjengelig på: <https://lovdata.no/dokument/SF/forskrift/2007-12-28-1753>
- [38] *Forskrift om krav til varmeenergimålere*, bd. FOR-2007-12-21-1743. 2008. Åpnet: 15. mars 2024. [Online]. Tilgjengelig på: <https://lovdata.no/dokument/SF/forskrift/2007-12-21-1743>
- [39] S. K. Lien og J. Rajasekharan, «Automatic standard building category classification from smart meter data – A supervised learning approach», *Energy and Buildings*, bd. 325, s. 114954, des. 2024, doi: 10.1016/j.enbuild.2024.114954.
- [40] S. K. Lien, A. Canaydin, C. Miller, C. Fu, H. Kazmi, og J. Rajasekharan, «Cross-domain disaggregation of electricity for heating in all-electric school buildings – learning from school buildings with district heating», *Energy and Buildings*, bd. 348, s. 116359, des. 2025, doi: 10.1016/j.enbuild.2025.116359.
- [41] S. K. Lien, L. P. Kotu, Å. L. Sørensen, og R. Jayaprakash, «Discover, Detect, Disaggregate: A Data-Driven Approach to Extract Electric Vehicle Charging Information from Household Smart Meter Data in cold climate», 30. januar 2026, *Social Science Research Network, Rochester, NY*: 6154931. doi: 10.2139/ssrn.6154931.
- [42] Å. L. Sørensen, I. Sartori, K. B. Lindberg, og I. Andresen, «Electric vehicle charging dataset with 35,000 charging sessions from 12 residential locations in Norway», *Data in Brief*, bd. 57, s. 110883, des. 2024, doi: 10.1016/j.dib.2024.110883.
- [43] S. K. Lien, H. T. Walnum, R. Jayaprakash, og I. Sartori, «Estimating heating energy for domestic hot water and space heating from total heating measurements in apartment buildings: Comparison of methods for disaggregation and daily load profile estimation in a Norwegian case study», 1. desember 2025, *Social Science Research Network, Rochester, NY*: 6268418. Åpnet: 24. februar 2026. [Online]. Tilgjengelig på: <https://papers.ssrn.com/abstract=6268418>
- [44] Ø. Rønneseth, N. Holck Sandberg, og I. Sartori, «Is It Possible to Supply Norwegian Apartment Blocks with 4th Generation District Heating?», *Energies*, bd. 12, nr. 5, s. 941, jan. 2019, doi: 10.3390/en12050941.

- [45] G. N. Karlsen, «Calibrating an archetype model for predicting space heating energy consumption in older residential buildings: a case study of a building in Oslo and Trondheim», Master thesis, Oslo Metropolitan University, 2024. Åpnet: 27. oktober 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/handle/11250/3162894>
- [46] U. Abbas, «Oppbygging av arketypermodell for kontorbygg: sammenligning av simulert og målt energi- og effektbruk i kontorbygg», Master thesis, Oslo Metropolitan University, 2024. Åpnet: 27. oktober 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/handle/11250/3162888>
- [47] S. Cheng, Z. D. Tekler, H. Jia, W. Li, og A. Chong, «Evaluating different levels of information on the calibration of building energy simulation models», *Build. Simul.*, bd. 17, nr. 4, s. 657–676, apr. 2024, doi: 10.1007/s12273-024-1115-8.
- [48] «Cultural-E – Climate and cultural-based solutions for Plus Energy Buildings», Cultural-E. Åpnet: 26. februar 2026. [Online]. Tilgjengelig på: <https://www.cultural-e.eu>
- [49] «FORSEL - Forsert elektrifisering gjennom tilknytning til nettet med vilkår og leveringspålitelighet tilpasset ulike nettkunder», SINTEF. Åpnet: 17. desember 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://www.sintef.no/prosjekter/2022/forsel-forsert-elektrifisering-gjennom-tilknytning-til-nettet-med-vilkar-og-leveringspaatelighet-tilpasset-ulike-nettkunder/>
- [50] «Megacharge». Åpnet: 17. desember 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://megacharge.no/>
- [51] K. B. Lindberg, S. K. Lien, og A. J. Petersen, «Samtidighet og sammenlagring COFACTOR-rapport. Begrepsforklaring og case-studie», SINTEF Community, 2022.
- [52] S. K. Lien, B. Najafi, og J. Rajasekharan, «Advances in Machine-Learning Based Disaggregation of Building Heating Loads: A Review», i *Lecture Notes in Computer Science*, Campinas, Brazil: Springer Nature, 2023, s. 179–201.
- [53] S. K. Lien, I. Sartori, og J. Rajasekharan, «Data-Driven Decomposition of Electricity for Heating from Aggregated Smart Meters from Multiple Buildings», i *2025 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT Europe)*, okt. 2025, s. 1–5. doi: 10.1109/ISGTEurope64741.2025.11305418.
- [54] Å. L. Sørensen, B. B. Morsund, I. Andresen, I. Sartori, og K. B. Lindberg, «Energy profiles and electricity flexibility potential in apartment buildings with electric vehicles – A Norwegian case study», *Energy and Buildings*, bd. 305, s. 113878, feb. 2024, doi: 10.1016/j.enbuild.2023.113878.
- [55] J. S. Norø, «Analysis of machine learning models to predict heating demand and electricity consumption in buildings.», Master thesis, Oslo Metropolitan University, 2024. Åpnet: 27. oktober 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/handle/11250/3162906>
- [56] V. Hjertvik Lenes, «Optimal performance of a housing cooperative with PV and smart use of electric water heaters», Master thesis, NTNU, 2023. Åpnet: 27. oktober 2025. [Online]. Tilgjengelig på: <https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/3093943>

## Vedlegg A – Estimering og kalibrering av modeller i Building-PROFet

### Estimering av modeller i Building-PROFet

I den nye versjonen av Building-PROFet lages det én matematisk modell for varmeenergi-behov og/eller elspesifikt behov per bygning basert på måledataene fra bygningen. Å lage en modell for en bygning med måledata kalles her for «estimering». Estimeringsfasen henter ut nøkkelparametere fra energimåledataene for hver enkelt bygning. Etter estimeringen klassifiseres boligblokkene og næringsbyggene i én av de fire energieffektivitetsklassene som beskrevet tidligere i rapporten.

Når en modell er estimert for en bygning, mates den med den samme værdatafilen som er tilknyttet bygningens energimålinger for å vurdere hvor godt modellen klarer å gjenskape den målte energibruken. Det resulterer vanligvis i en glattere kurve for den estimerte energibruken, noe som innebærer at sporadiske endringer forårsaket av atferd eller målerfeil ikke kan gjenskapes i samme grad som de observeres i måledataene. For å sikre at de estimerte modellene i størst mulig grad fanger opp de overordnede trendene i energimåledataene for hver enkelt bygning, gjennomføres det derfor en kontroll av samsvaret mellom estimert og målt energibruk. Dette blir gjennomført ved å sjekke at estimert og målt energibruk for en bygning sammenfaller over hele tidsserien på en måte som gjør at følgende kriterier er oppfylt:

- NMBE (Normalized Mean Bias Error) > 5 %
- NMAE (Normalized Mean Absolute Error) > 50 %
- $R^2$  (determinasjonskoeffisient) < 0,5

Estimerte modeller som har svak tilpasning og ikke tilfredsstillende disse kravene, har blitt filtrert ut av Building-PROFet, se [30] for mer detaljert forklaring.

### Estimering av modeller for boligblokker og næringsbygg

Tabell 15 viser en oversikt over antall estimerte modeller for boligblokker og næringsbygninger samt hvor mange modeller som besto eller ikke besto kriteriene for å kunne gjenskape måledataene fra de byggene modellene ble estimert for. Tabellen viser at varme-modellene i større grad oppfyller kriteriene og klarer å gjenskape den målte energibruken for bygningene, sammenliknet med modellene for elspesifikt energibehov. Hovedårsaken er at energibehovet til oppvarming i stor grad avhenger av utetemperatur og dermed har mindre svingninger på timesnivå som følge av atferd. Det elspesifikke energibehovet er i stor grad bestemt av brukeratferd som kan føre til store svingninger fra time til time og dag til dag.

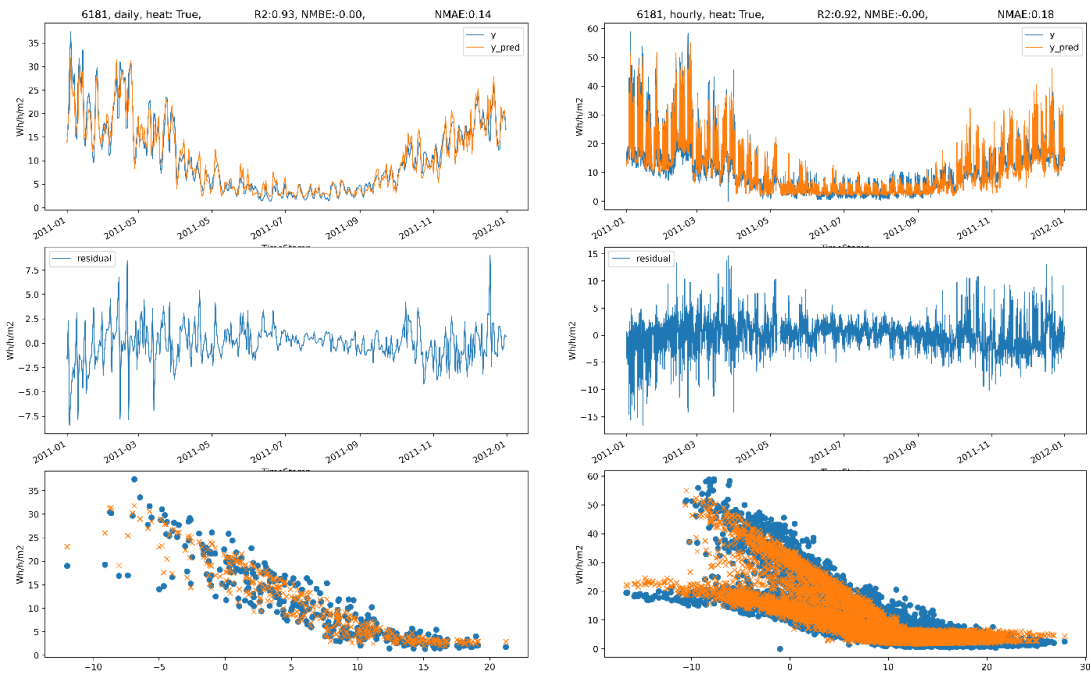
Tabell 15. Oversikt over antall estimerte modeller for boligblokker og næringsbygninger samt antall modeller som ble filtrert ut grunnet svak tilpasning til måledata

| Input files                    |             | Heat       | Electric   |
|--------------------------------|-------------|------------|------------|
|                                |             | 478        | 478        |
| models failed                  |             | 23         | 142        |
| models successful              |             | 455        | 336        |
| too few datapoints (<95% year) | May overlap | 6          | 8          |
|                                |             | 0          | 0          |
|                                |             | 14         | 0          |
|                                |             | 7          | 11         |
| <b>Models available</b>        |             | <b>435</b> | <b>317</b> |

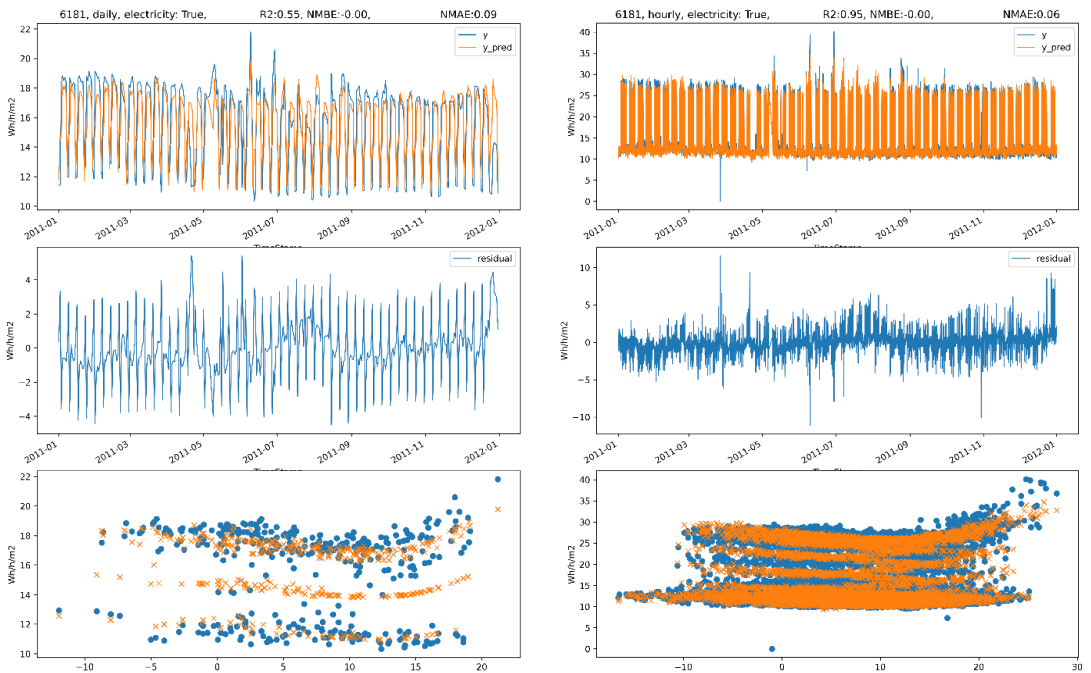
91 %

66 %

Figur V 1 (varme) og Figur V 2 (elspesifikt) viser et eksempel på målt energibruk mot estimert energibruk fra estimeringsmodellen for en boligblokk og en kontorbygning, begge med energieffektivitetsnivå R+. Figurene viser at det estimerte varmeenergiebehovet i større grad stemmer overens med målt varmeenergiebruk i bygningen grunnet den sterke sammenhengen med utetemperatur. Den estimerte modellen for elspesifikt energibehov stemmer dårligere overens med målt elektrisitetsbruk i bygningen grunnet store daglige variasjoner i energibruken som følge av atferd og bruksendringer.



Figur V 1. Varmemodelltilpasning (øverst), residualer (midten) og energisignatur (nederst) for en enkelt modell av boligblokk R+. Dagmodell (venstre) og timesDt modell (høyre), med ytelsesindikatorer øverst



Figur V 2. Elektrisitetsmodelltilpasning (øverst), residualer (midten) og energisignatur (nederst) for en enkelt modell av kontor R+. Dagmodell (venstre) og timemodell (høyre), med ytelsesindikatorer øverst

### Estimering av småhusmodellene

Tabell 16 gir en oversikt over hvor mange småhus-inndatafiler det ble estimert modeller for, samt hvor mange estimerte småhusmodeller som tilfredsstillt kravene til overensstemmelse med måldata, og hvor mange som ble filtrert ut.

Hovedforskjellen mellom småhus og de andre bygningskategoriene er at småhusmodellene kun er basert på AMS-måldata og ikke inneholder målinger for energibruk til varme og elspesifikk energibruk separat. Få småhus er tilknyttet fjernvarme, og de få som er det, er ikke utstyrt med smarte målere, men med tradisjonelle målere som kun gir én avlesning per måned. Videre er de fleste småhus i Norge – både i virkeligheten og i databasen – helelektriske, noe som betyr at elektrisitet også brukes til å dekke varmebehovet, enten direkte eller via et varmepumpesystem. Derfor er det kun laget én modell for småhus for samlet energibruk. En annen vesentlig forskjell er at småhusmodeller er mer utfordrende å estimere enn alle andre bygningskategorier på grunn av størrelsen. Boligblokker og næringsbygninger er store nok til å inneholde flere brukere innenfor én bygning, noe som gir en «utjevnet» brukeratferd. Et småhus påvirkes derimot mye sterkere av «tilfeldighetseffekten» i brukeratferden. Det resulterer i et høyere antall forkastede estimerte modeller som ikke tilfredsstillt kravene til overensstemmelse med måldataene.

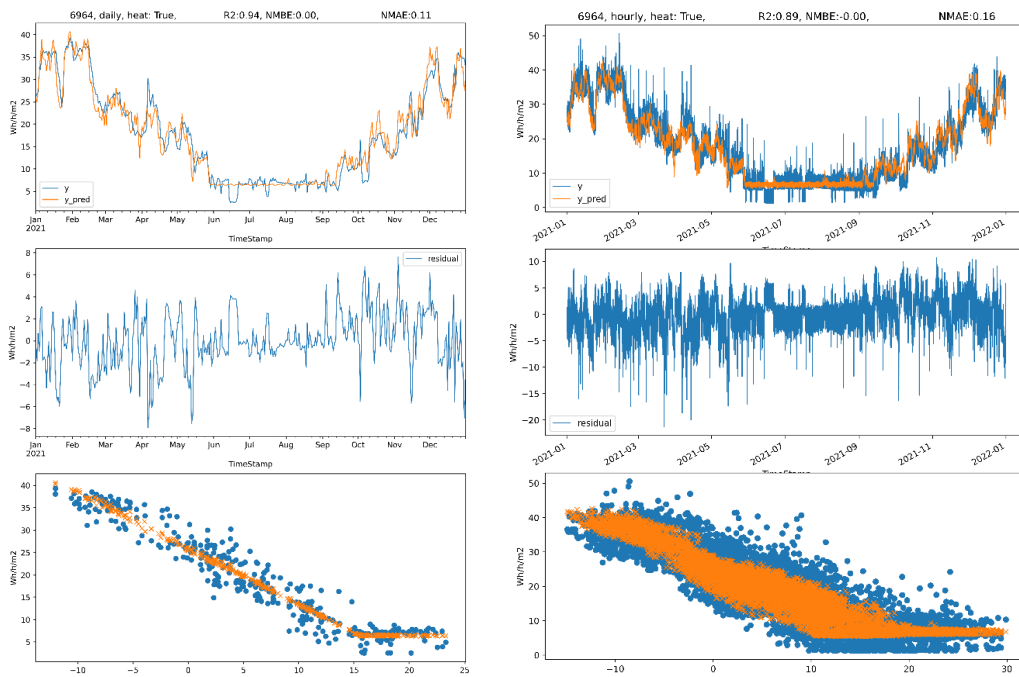
Tabell 16. Oversikt over antall estimerte modeller for småhus samt antall modeller som ble filtrert ut grunnet svak tilpasning til måldata

|  |             | Heat - ElImp |
|--|-------------|--------------|
| Input files  |             | 531          |
| models failed  |             | 0            |
| models successful  |             | 531          |
| too few datapoints (<95% year)<br>bad NMBE (>0.05)<br>bad NMAE (>0.5)<br>bad R2 (<0.5) | May overlap | 21           |
|  |             | 0            |
|  |             | 49           |
|  |             | 238          |
| <b>Models available</b>  |             | <b>289</b>   |

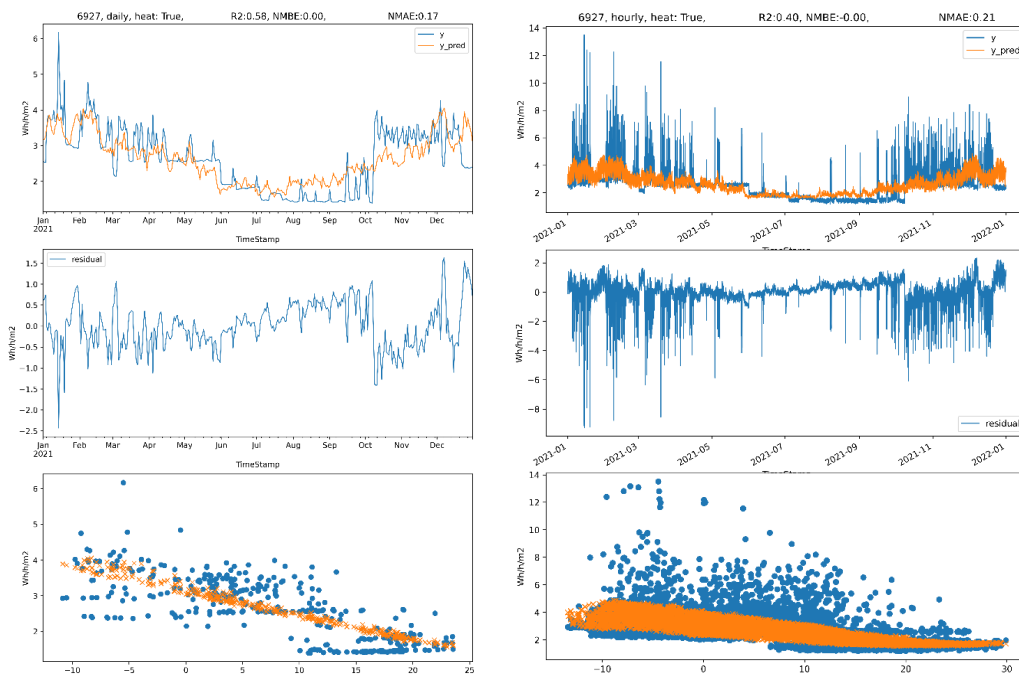
54 %

Lastprofilen til småhus med direkte elektrisk oppvarming er mer knyttet til utetemperaturen enn andre småhus grunnet den sterke korrelasjonen med utetemperaturen. De estimerte modellene for småhus med direkte elektrisk oppvarming (House\_EL) forkastes derfor sjeldnere enn de estimerte modellene for småhus med andre oppvarmingsteknologier, spesielt sammenliknet med småhus som er tilknyttet fjernvarme (House\_DH), der strømbruken i liten grad er temperaturavhengig og i større grad basert på tilfeldigheter i brukeratferden. Den samlede suksessraten for modellestimering er betydelig lavere for småhus (54 %) enn de andre kategoriene, som har 66 % for elspesifikke modeller og 91 % for varmepumpe modeller.

Figur V 3 og Figur V 4 viser den estimerte energimodellen sammenliknet med den målte energibruken for henholdsvis et småhus med direkte elektrisk oppvarming (House\_EL) og et småhus med fjernvarme (House\_DH).



Figur V 3. Tilpasning av modellen (øverst), residualer (midten) og energisignatur (nederst) for en enkelt modell av House\_EL. Dagmodell (venstre) og timemodell (høyre), med ytelsesindikatorer øverst



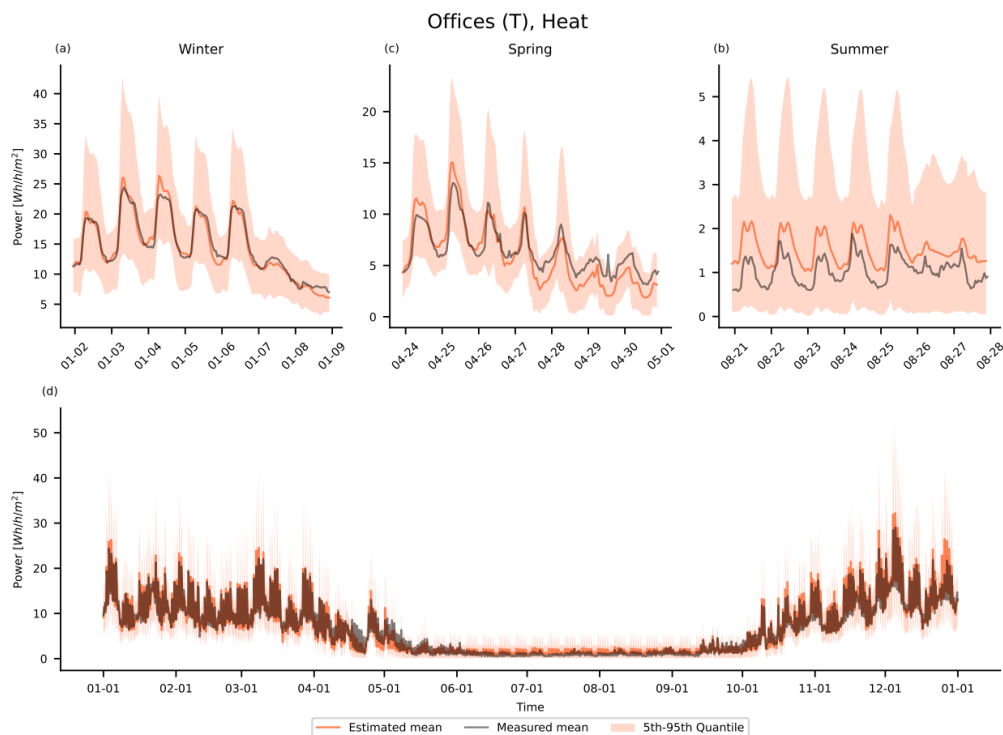
Figur V 4. Tilpasning av modellen (øverst), residualer (midten) og energisignatur (nederst) for en enkelt modell av House\_DH. Dagmodell (venstre) og timemodell (høyre), med ytelsesindikatorer øverst

### Validering av modellene fra Building-PROFet mot måledata

Formålet med Building-PROFet er å kunne predikere gjennomsnittlig aggregert energibruk for flere bygninger innenfor et geografisk område med samme klima. For å vurdere hvor egnet verktøyet er til dette formålet, har predikerte lastprofiler blitt validert mot ekte aggregerte måledata fra bygninger. Validering av Building-PROFet har blitt utført for tre ulike bygningskategorier basert på tre ulike datasett med energimåledata som beskrevet i [7]. Valideringsdatasettene består av energimåledata fra bygninger som ikke er brukt til å trene Building-PROFet, og er derfor regnet som «out-of-sample».

### Validering av varmemodellen til kontorbygninger

Varmemodellen for kontorbygninger ble validert ved å predikere lastprofilen for varmebehovet til alle kontorbygninger i Oslo tilknyttet Hafslund-Celsio og sammenlikne med den samlede målte fjernvarmebruken deres. Datasettet besto av målt fjernvarmebruk for 656 kontorbygninger, med et samlet bruksareal på over 5 millioner m<sup>2</sup>, aggregert i 97 klynger med fem understasjoner hver, av hensyn til anonymitet. Disse klyngene er klassifisert etter energieffektivitetsklasse etter de samme kriteriene som Building-PROFet-modellene. Figur V 5 og Tabell 17 viser at Building-PROFet med stor nøyaktighet kan predikere varmeenergiebehovet til kontorbygningene i Oslo (her for klassen «Efficient T») når man sammenlikner med fjernvarmedataene.



Figur V 5. Validering av varmeenergimodellen til kontorbygninger. Predikert vs. målt varmebehov for kontorbygninger i Oslo

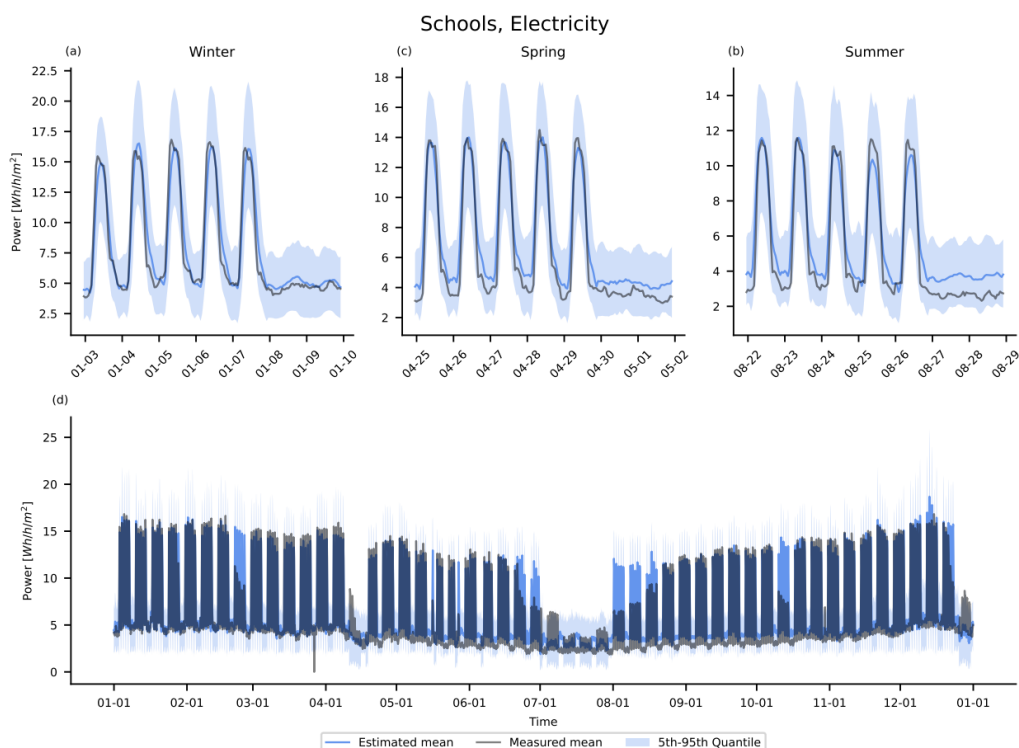
Tabell 17. Out-of-sample valideringsresultater

| Building category | Nr. buildings<br>Measured / Modelled | Model<br>type | Score |      |                |
|-------------------|--------------------------------------|---------------|-------|------|----------------|
|                   |                                      |               | NMBE  | NMAE | R <sup>2</sup> |
| Office (T)        | 363 / 25                             | Heat          | -0.01 | 0.11 | 0.97           |

### Validering av den elspesifikke modellen for skolebygninger

Modellene for elspesifikk energibruk fra skolebygninger ble validert mot strømmålinger fra 37 skolebygninger tilknyttet fjernvarmenettet i Trondheim med til sammen over 200 000 m<sup>2</sup> bruksareal. Figur V 6 og Tabell 18 viser hvor godt prediksjonene sammenfalt med måledataene. Resultatene viser generelt at modellen i stor grad kan predikere den elspesifikke energibruken i skolebygninger, men valideringen oppnår svakere resultater enn valideringen for kontorbygninger. Det skyldes delvis at valideringsdatasettet for kontorer er større, og predikasjonene fra modellene stemmer bedre overens med aggregert energibruk fra flere bygninger. En annen grunn er, som tidligere diskutert, at varmemodellen har sterk sammenheng med utetemperaturen, mens elspesifikk energibruk i større grad påvirkes av brukeratferd

og tilfeldigheter. Modellen fanger heller ikke opp vinter og sommerferien, samt endret energibruk i de første og siste ukene i sommerferien.



Figur V 6. Predikert vs. målt elektrisitetsbehov for skolebygninger i Trondheim

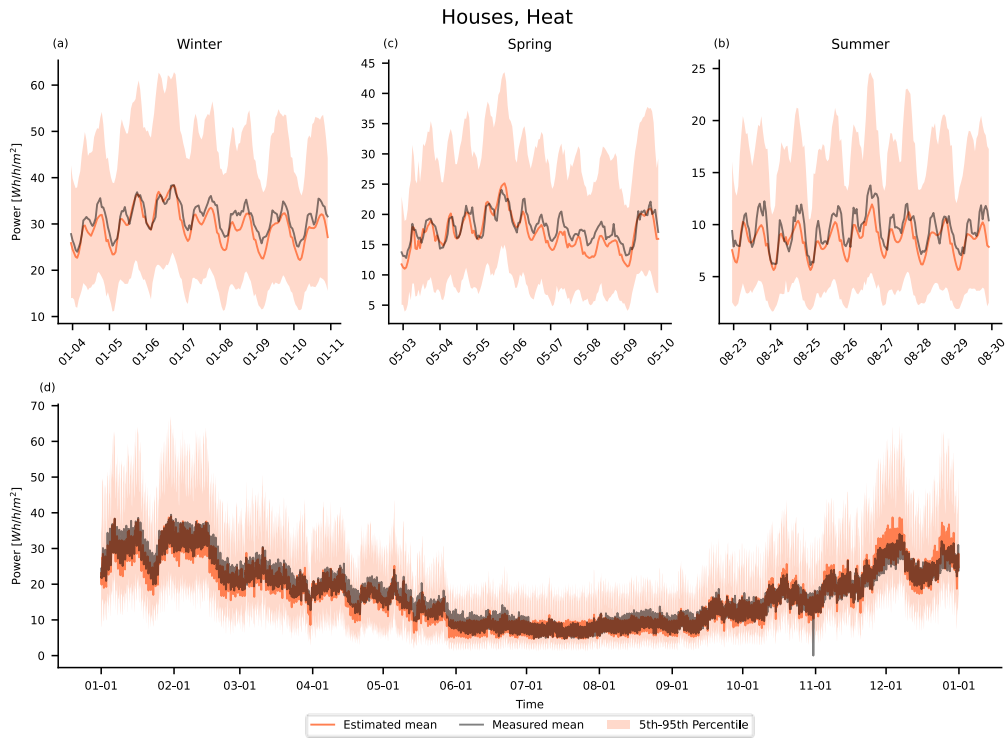
Tabell 18. Out-of-sample valideringsresultater for skolebygninger

| Building category | Nr. buildings<br>Measured / Modelled | Model<br>type | Score |      |                |
|-------------------|--------------------------------------|---------------|-------|------|----------------|
|                   |                                      |               | NMBE  | NMAE | R <sup>2</sup> |
| School            | 37 / 28                              | Electricity   | -0.09 | 0.18 | 0.87           |

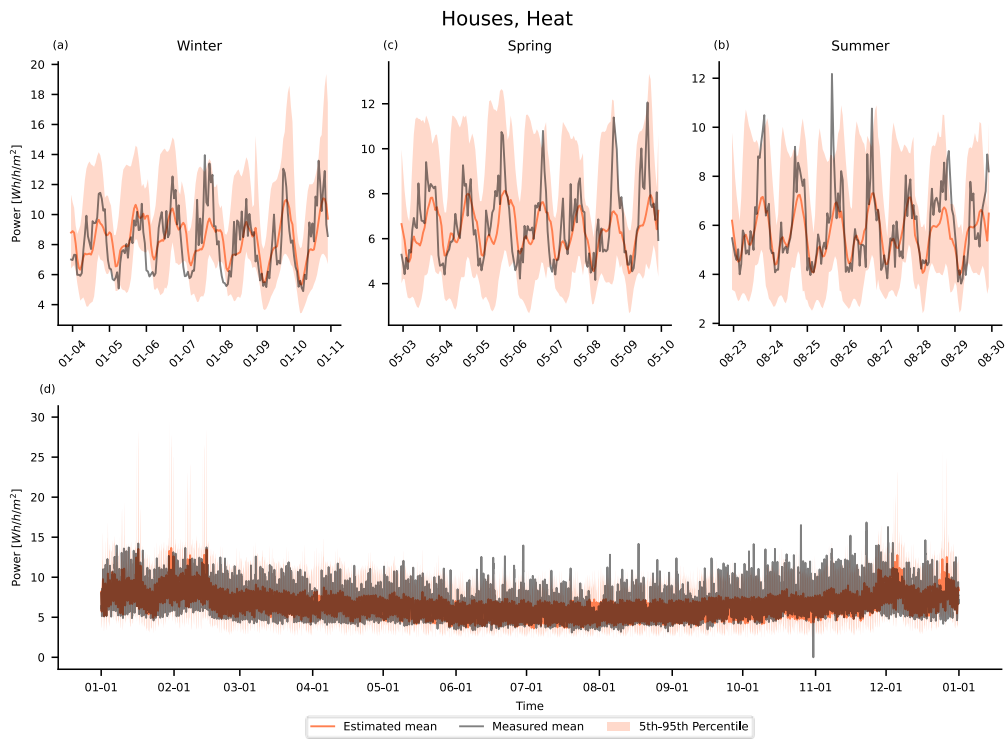
### Validering småhus

Building-PROFet-modellene for småhus har blitt validert ved å dele opp alle småhus-datasettene som det ble laget modeller for (inkludert datasett der modellene viste for dårlig tilpasning) etter lokasjon. Energimåledataene fra småhusene fra Oslo ble valgt som valideringsdatasett. Modellene for de gjenværende småhusene ble brukt til å predikere lastprofiler med værdataene fra Oslo, i et forsøk på å prøve å predikere lastprofilene for Oslo-bygningene. Valideringen ble i tillegg utført ved å dele inn valideringsdatasettet (Oslo-bygningene) etter oppvarmingsteknologi. Figur V 7 viser valideringsresultatene for Oslo-småhusene med direkte elektrisk oppvarming (House\_EL), og Figur V 8 viser resultatene for småhusene med fjernvarme (House\_DH). Tabell 19 oppsummerer valideringsresultatene for de fire oppvarmingsklassene for småhus, samt antall bygninger i hvert valideringsdatasett og antall modeller som predikasjonene var basert på.

Resultatene viser at modellene med elektrisk oppvarming (EL, A2A og GSHP) i stor grad oppnår en god tilpasning og i høy grad klarer å predikere lastprofilen til småhusene fra Oslo. Modellen for småhus med fjernvarme (House\_DH) oppnår derimot lav R2-verdi, noe som i hovedsak skyldes et lavt antall bygninger i valideringsdatasettet og antall modeller bak predikasjonen.



Figur V 7. Predikert vs. målt varmebehov for House\_EL i samme klima som måledataene



Figur V 8. Predikert vs. målt varmebehov for House\_DH i samme klima som måledataene

Tabell 19. Validering av småhusmodeller med *out-of-sample* data

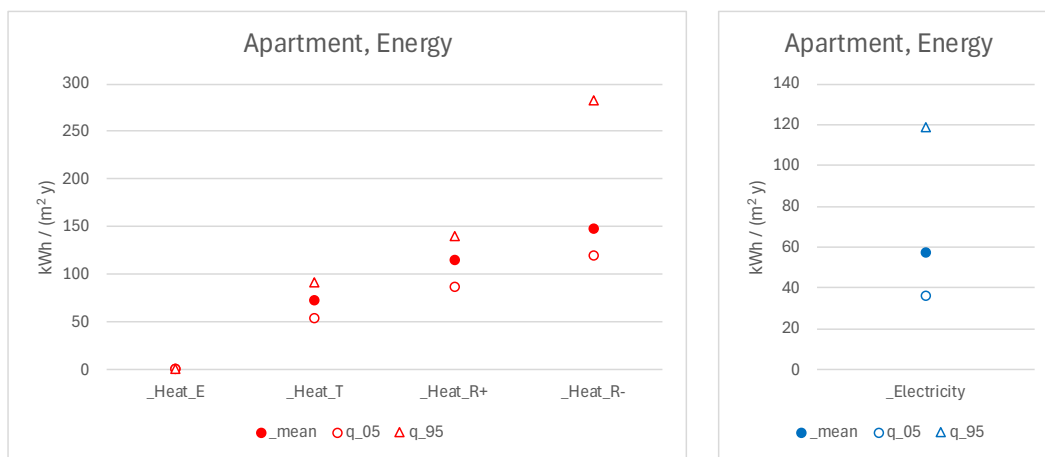
| Building category | Nr. buildings<br>Measured / Modelled | Model type | Score |      |                |
|-------------------|--------------------------------------|------------|-------|------|----------------|
|                   |                                      |            | NMBE  | NMAE | R <sup>2</sup> |
| House_DH          | 10 / 5                               | Heat       | 5 %   | 16 % | 0.40           |
| House_EL          | 110 / 86                             |            | 3 %   | 9 %  | 0.94           |
| House_A2A         | 54 / 82                              |            | 5 %   | 11 % | 0.91           |
| House_GSHP        | 11 / 7                               |            | 3 %   | 19 % | 0.72           |

## Vedlegg B – Predikert energibruk og effektbehov for ulike bygningskategorier fra Building-PROFet ved Oslo-klima

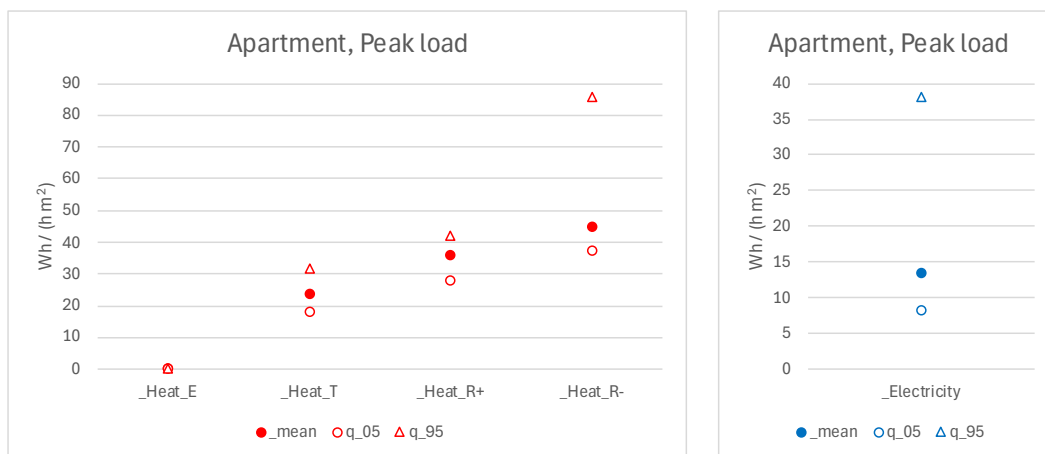
### Boligblokk

Tabell 20. Gjennomsnittlig predikert energibehov og effektbehov for boligblokker ved Oslo-klima

| Boligblokk   | Heat_E | Heat_T    | Heat_R+    | Heat_R-     | Electricity |
|--|--------|-----------|------------|-------------|-------------|
| Sum energibehov (snitt) [kWh/m <sup>2</sup> år]                        | –      | 72        | 115        | 148         | 57          |
| (5.- og 95.-persentil)   | –      | (54 - 90) | (86 - 140) | (119 - 283) | (36 - 119)  |
| Endring i sum gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+          | –      | -37 %     | 0 %        | 29 %        | -           |
| <hr/>  |        |           |            |             |             |
| Topplast energibehov (snitt) [Wt/m <sup>2</sup> ]                      | –      | 24        | 36         | 45          | 13          |
| (5.- og 95.-persentil)   | –      | (18 - 31) | (28 - 42)  | (37 - 86)   | (8 - 38)    |
| Endring i topplast for gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+ | –      | -34 %     | 0 %        | 25 %        | -           |



Figur V 9. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert energibehov for boligblokker for varme (venstre) og elsespesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

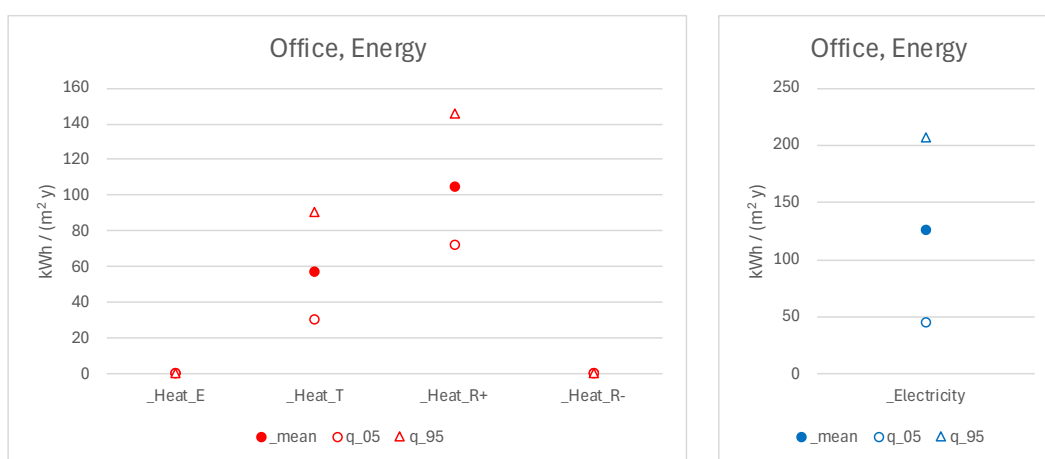


Figur V 10. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert effektbehov for boligblokker for varme (venstre) og elsespesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

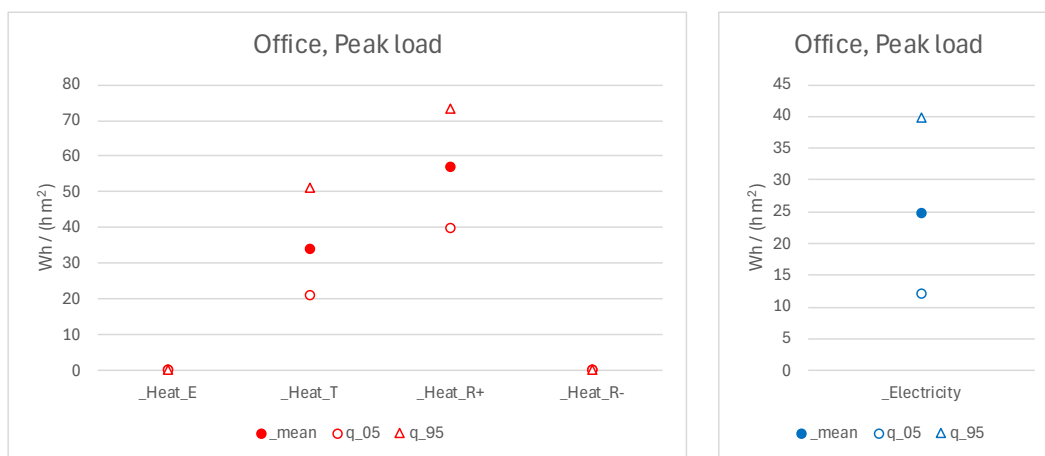
## Kontorbygning

Tabell 21. Gjennomsnittlig predikert energibehov og effektbehov for kontorbygninger ved Oslo-klima

| Kontorbygning  | Heat_E | Heat_T    | Heat_R+    | Heat_R- | Electricity |
|--|--------|-----------|------------|---------|-------------|
| Sum energibehov (snitt) [kWh/m <sup>2</sup> år]                        | –      | 57        | 104        | -       | 125         |
| (5.- og 95.-persentil)   | –      | (30 - 91) | (72 - 145) | -       | (45 - 206)  |
| Endring i sum gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+          | –      | -45 %     | 0 %        | -       | -           |
| <hr/>  |        |           |            |         |             |
| Topplast energibehov (snitt) [Wt/m <sup>2</sup> ]                      | –      | 34        | 57         | -       | 25          |
| (5. – 95. persentil)   | –      | (21 - 51) | (40 - 73)  | -       | (12 - 40)   |
| Endring i topplast for gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+ | –      | -41 %     | 0 %        | -       | -           |

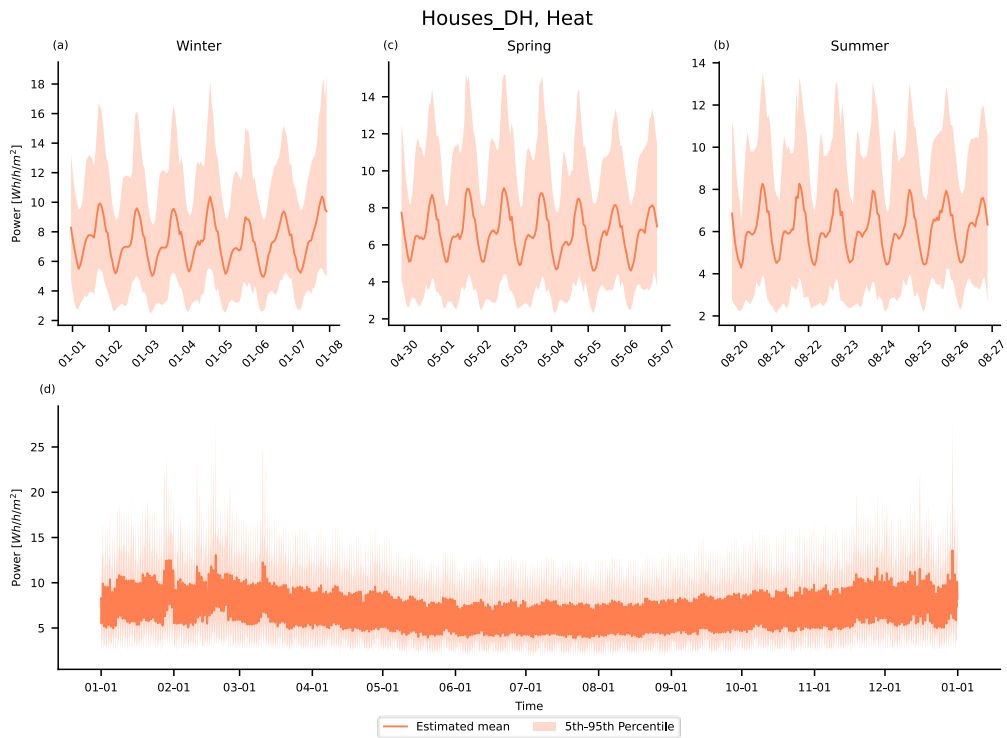


Figur V 11. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert energibehov for kontorbygninger for varme (venstre) og elsespesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

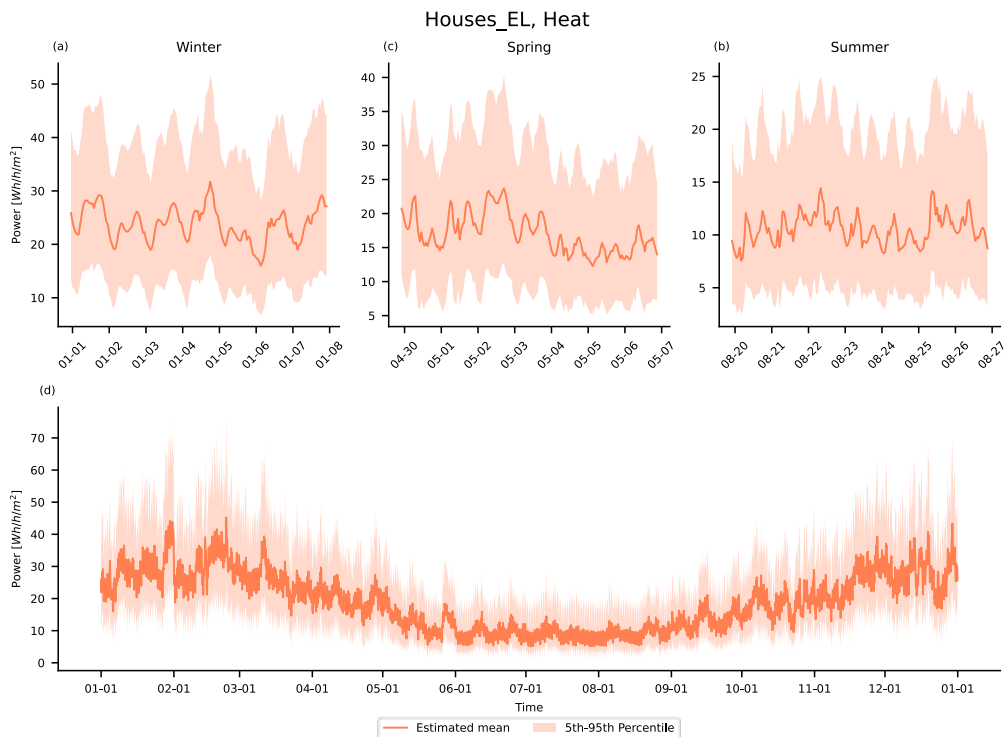


Figur V 12. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert energibruk for kontorbygninger for varme (venstre) og elsespesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

## Småhus



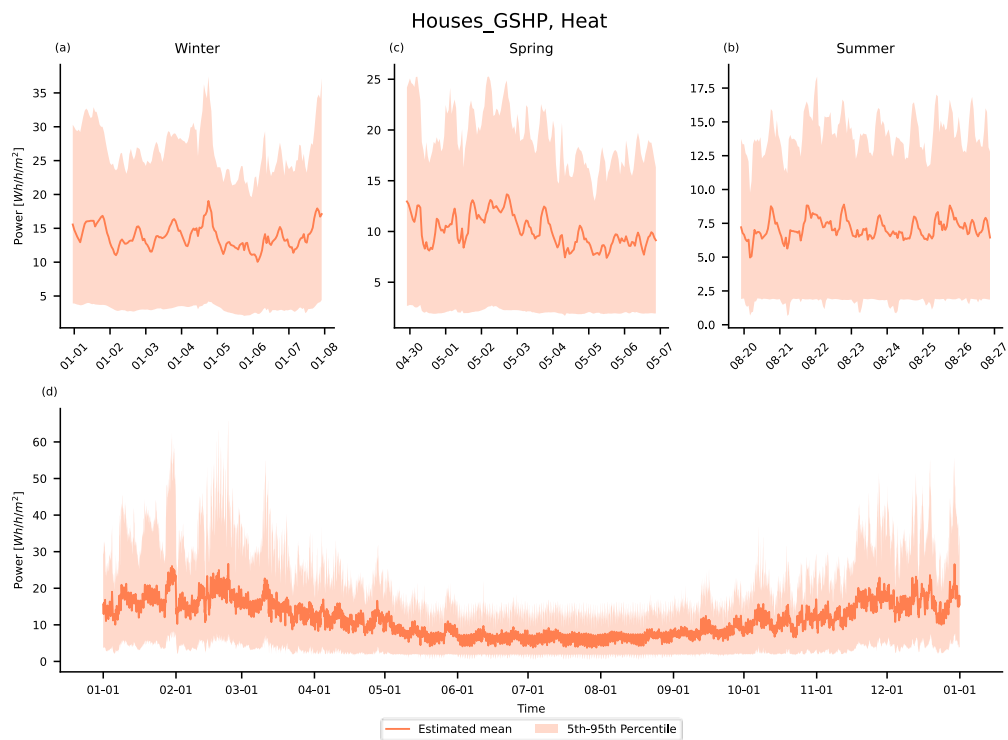
Figur V 13. Gjennomsnittlig energibrukslastprofil med varians (5.- og 95.-persentil) for småhus tilknyttet fjernvarme ved Oslo-klima



Figur V 14. Gjennomsnittlig energibrukslastprofil med varians (5.- og 95.-persentil) for småhus med direkte elektrisk oppvarming ved Oslo-klima



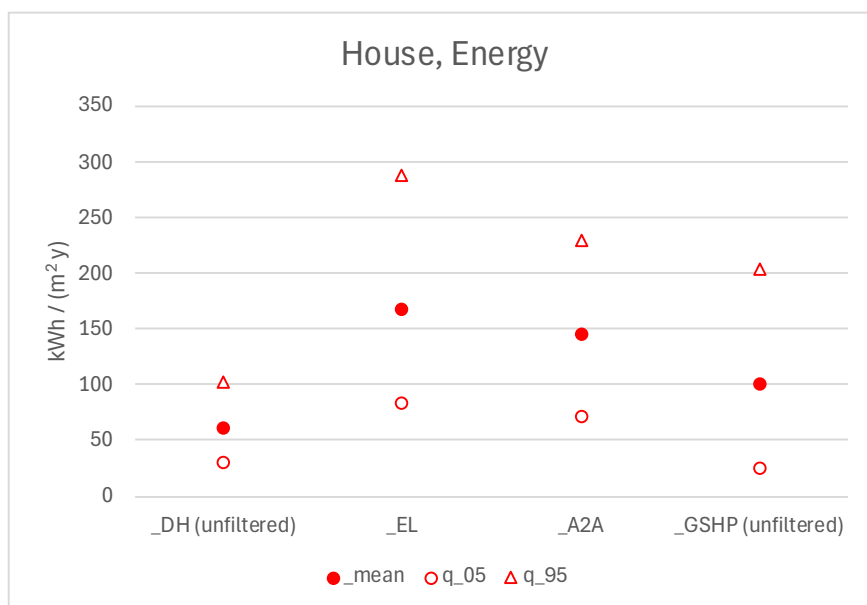
Figur V 15. Gjennomsnittlig energibrukslastprofil med varians (5.- og 95.-persentil) for småhus med luft-til-luft varmpumpe ved Oslo-klima



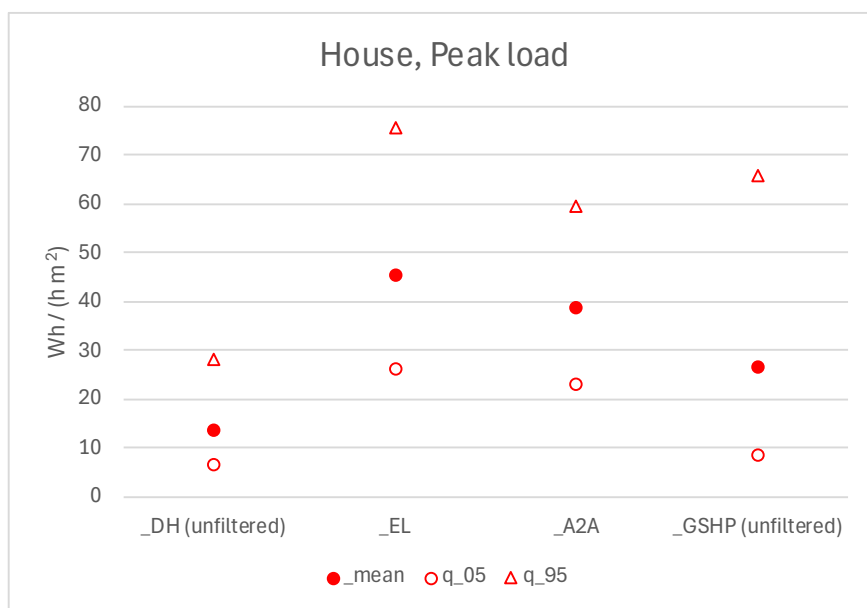
Figur V 16. Gjennomsnittlig energibrukslastprofil med varians (5.- og 95.-persentil) for småhus med bergvarmpumpe ved Oslo-klima

Tabell 22. Gjennomsnittlig predikert energibehov og effektbehov for småhus ved Oslo-klima

| Småhus  | House_DH<br>(unfiltered) | House_EL          | House_A2A         | House_GSHP<br>(unfiltered) |
|---|--------------------------|-------------------|-------------------|----------------------------|
| Sum energibehov (snitt) [kWh/m <sup>2</sup> år]<br>(5.- og 95.-persentil) | 61<br>(31 - 102)         | 167<br>(83 - 288) | 145<br>(71 - 230) | 101<br>(25 - 203)          |
| Endring i sum gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+             | not comparable           | 0 %               | -13 %             | -40 %                      |
| Topplast energibehov (snitt) [Wh/m <sup>2</sup> ]                         | 14<br>(6 - 28)           | 45<br>(26 - 76)   | 39<br>(23 - 60)   | 27<br>(8 - 66)             |
| Endring i topplast for gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+    | not comparable           | 0 %               | -15 %             | -41 %                      |
| Seasonal Performance Factor (SPF)   | not applicable           | 1.0               | 1.27              | 2.65                       |



Figur V 17. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert energibruk for småhus ved Oslo-klima

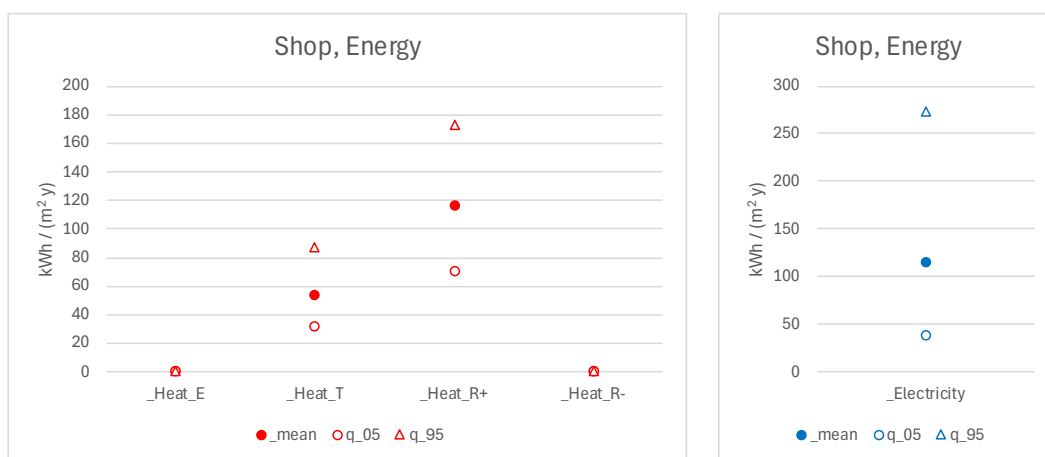


Figur V 18. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert effektbehov for småhus ved Oslo-klima

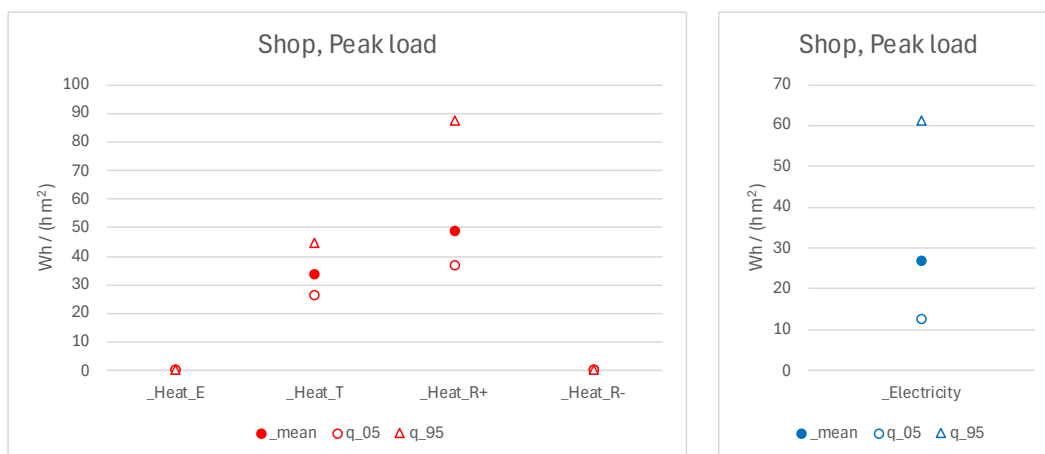
## Forretningsbygning

Tabell 23. Gjennomsnittlig predikert energibehov og effektbehov for forretningsbygninger ved Oslo-klima

| Forretningsbygninger  | Heat_E | Heat_T    | Heat_R+    | Heat_R- | Electricity |
|---|--------|-----------|------------|---------|-------------|
| Sum energibehov (snitt) [kWh/m <sup>2</sup> år]                         | –      | 54        | 117        | –       | 115         |
| (5.- og 95.-persentil)  | –      | (31 - 87) | (70 - 172) | –       | (38 - 273)  |
| Endring i sum gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+           | –      | -54 %     | 0 %        | –       | –           |
| <hr/>   |        |           |            |         |             |
| Topplast energibehov (snitt) [Wt/m <sup>2</sup> ]                       | –      | 34        | 49         | –       | 27          |
| (5.- og 95.-persentil)  | –      | (26 - 44) | (36 - 87)  | –       | (13 - 61)   |
| Endring i topplast for gjennomsnittlig energi-behov sammenliknet med R+ | –      | -31 %     | 0 %        | –       | –           |



Figur V 19. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert energibehov for forretningsbygninger for varme (venstre) og elsesesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

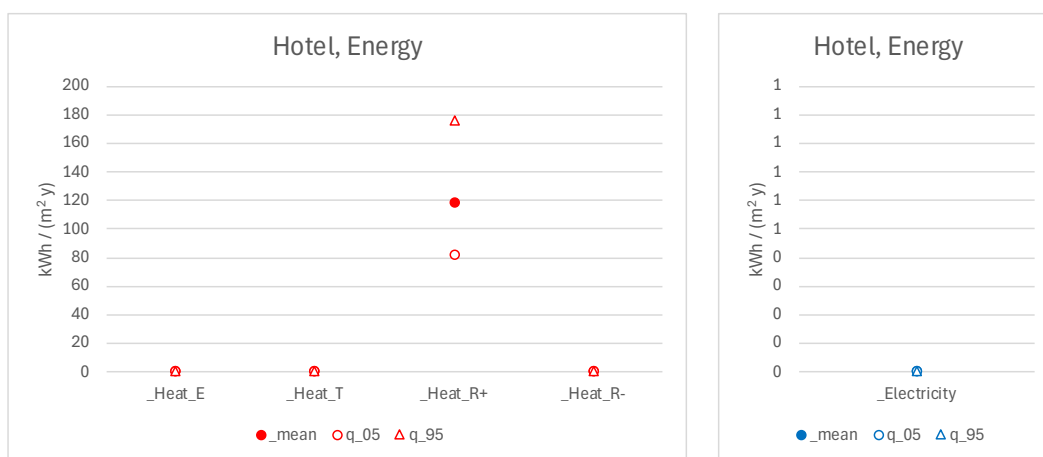


Figur V 20. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert effektbehov for forretningsbygninger for varme (venstre) og elsesesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

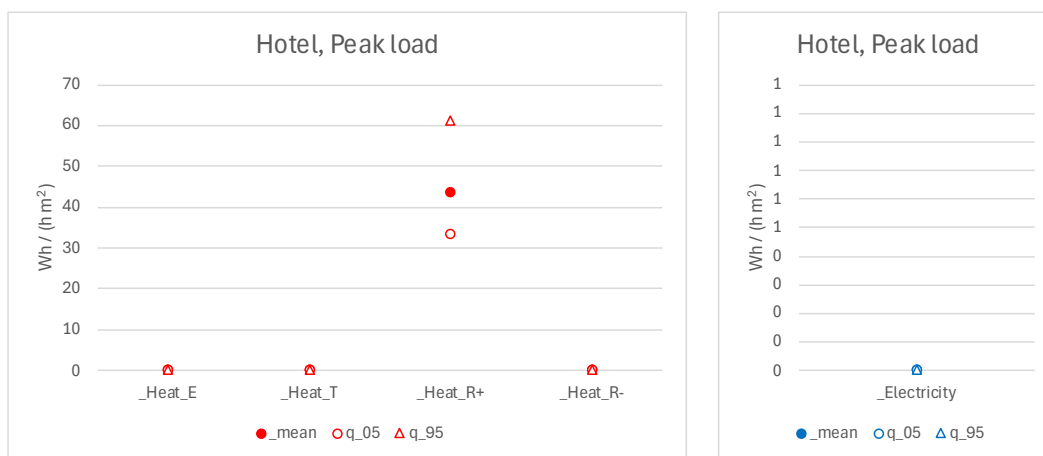
## Hotell

Tabell 24. Gjennomsnittlig predikert energibehov og effektbehov for hoteller ved Oslo-klima.

| Hoteller   | Heat_E | Heat_T | Heat_R+    | Heat_R- | Electricity |
|--|--------|--------|------------|---------|-------------|
| Sum energibehov (snitt) [kWh/m <sup>2</sup> år]                        | –      | –      | 118        | –       | –           |
| (5.- og 95.-persentil)   | –      | –      | (81 - 175) | –       | –           |
| Endring i sum gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+          | –      | –      | 0 %        | –       | –           |
| <hr/>  |        |        |            |         |             |
| Topplast energibehov (snitt) [Wh/tm <sup>2</sup> ]                     | –      | –      | 44         | –       | –           |
| (5.- og 95.-persentil)   | –      | –      | (33 - 61)  | –       | –           |
| Endring i topplast for gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+ | –      | –      | 0 %        | –       | –           |



Figur V 21. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert energibehov hoteller for varme (venstre) og elspesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

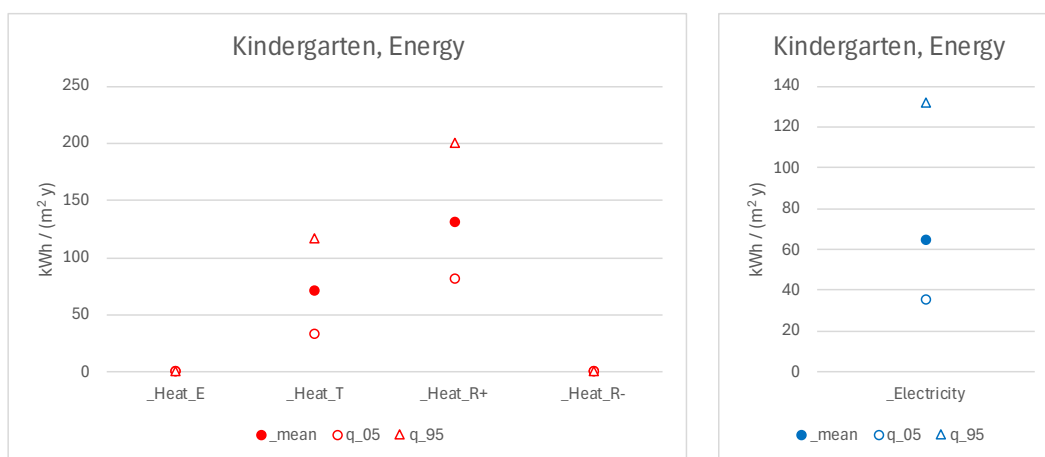


Figur V 22. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert effektbehov hoteller for varme (venstre) og elspesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

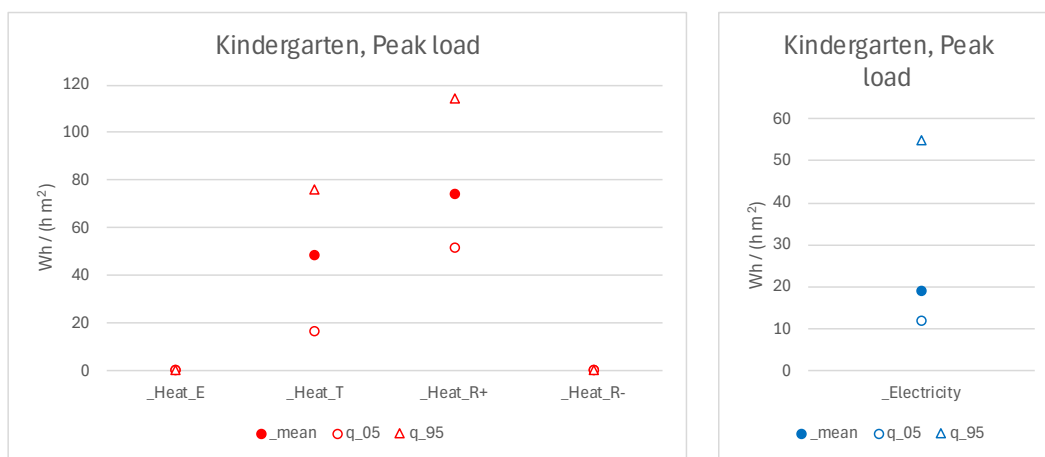
## Barnehage

Tabell 25. Gjennomsnittlig predikert energibehov og effektbehov for barnehager ved Oslo-klima

| Barnehager   | Heat_E | Heat_T     | Heat_R+    | Heat_R- | Electricity |
|--|--------|------------|------------|---------|-------------|
| Sum energibehov (snitt) [kWh/m <sup>2</sup> år]                        | –      | 70         | 131        | –       | 65          |
| (5.- og 95.-persentil)   | –      | (33 - 116) | (81 - 199) | –       | (35 - 132)  |
| Endring i sum gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+          | –      | -46 %      | 0 %        | –       | –           |
| <hr/>  |        |            |            |         |             |
| Topplast energibehov (snitt) [Wt/m <sup>2</sup> ]                      | –      | 48         | 74         | –       | 19          |
| (5.- og 95.-persentil)   | –      | (17 - 76)  | (52 - 114) | –       | (12 - 55)   |
| Endring i topplast for gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+ | –      | -35 %      | 0 %        | –       | –           |



Figur V 23. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert energibehov for barnehager for varme (venstre) og elsespesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

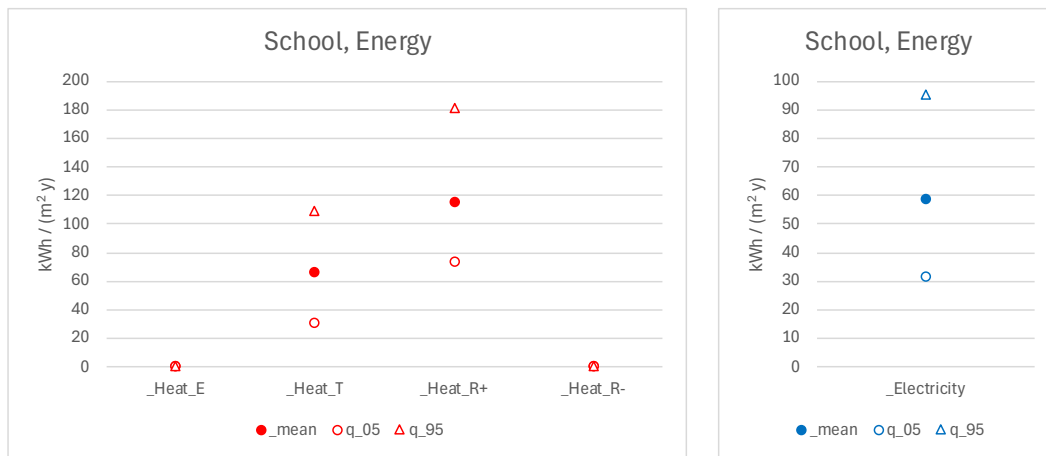


Figur V 24. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert effektbehov for barnehager for varme (venstre) og elsespesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

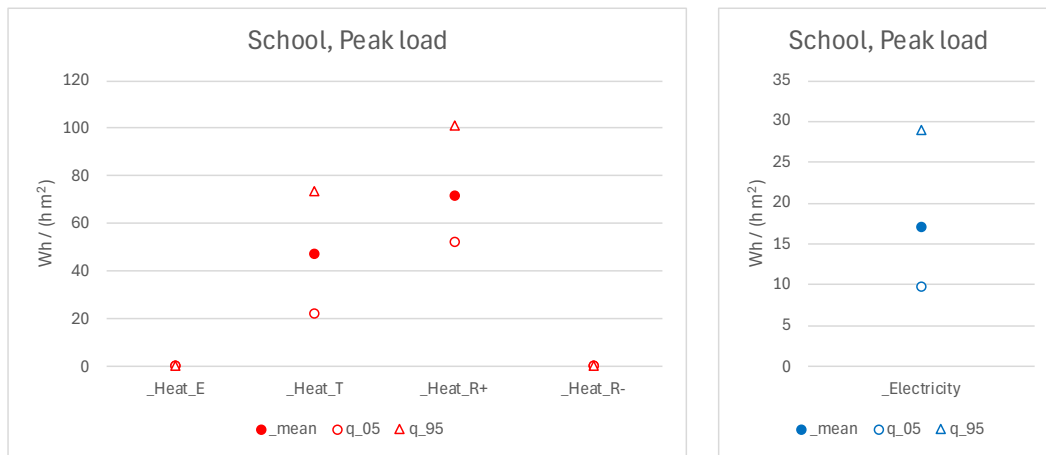
## Skolebygning

Tabell 26. Gjennomsnittlig predikert energibehov og effektbehov for skolebygninger ved Oslo-klima

| Skolebygning   | Heat_E | Heat_T     | Heat_R+    | Heat_R- | Electricity |
|--|--------|------------|------------|---------|-------------|
| Sum energibehov (snitt) [kWh/m <sup>2</sup> år]                        | –      | 66         | 115        | –       | 59          |
| (5.- og 95.-persentil)   | –      | (31 - 109) | (74 - 181) | –       | (31 - 95)   |
| Endring i sum gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+          | –      | -42 %      | 0 %        | –       | –           |
| <hr/>  |        |            |            |         |             |
| Topplast energibehov (snitt) [Wt/m <sup>2</sup> ]                      | –      | 47         | 71         | –       | 17          |
| (5.- og 95.-persentil)   | –      | (22 - 73)  | (52 - 101) | –       | (10 - 29)   |
| Endring i topplast for gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+ | –      | -34 %      | 0 %        | –       | –           |



Figur V 25. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert energibehov for skolebygninger for varme (venstre) og elsespesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

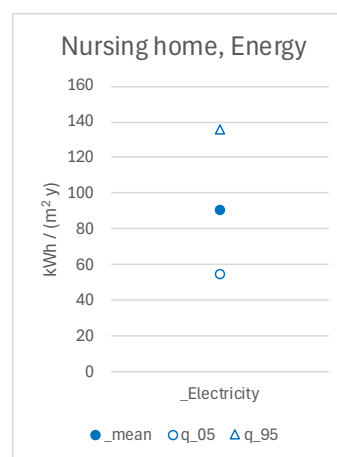
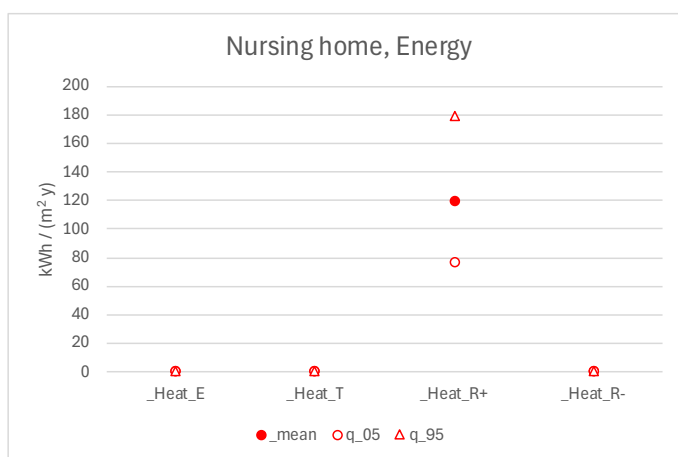


Figur V 26. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert effektbehov for skolebygninger for varme (venstre) og elsespesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

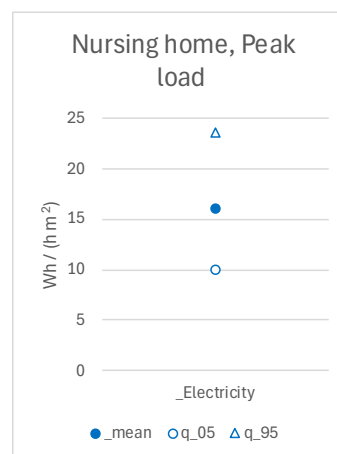
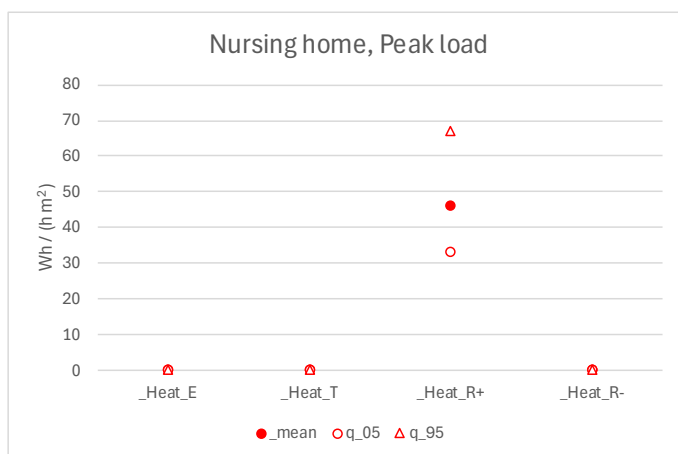
## Sykehjem

Tabell 27. Gjennomsnittlig predikert energibehov og effektbehov for sykehjem ved Oslo-klima

| Sykehjem   | Heat_E | Heat_T | Heat_R+    | Heat_R- | Electricity |
|--|--------|--------|------------|---------|-------------|
| Sum energibehov (snitt) [kWh/m <sup>2</sup> år]                        | –      | –      | 119        | –       | 91          |
| (5.- og 95.-persentil)   | –      | –      | (76 - 178) | –       | (55 - 136)  |
| Endring i sum gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+          | –      | –      | 0 %        | –       | –           |
| <hr/>  |        |        |            |         |             |
| Topplast energibehov (snitt) [Wt/m <sup>2</sup> ]                      | –      | –      | 46         | –       | 16          |
| (5.- og 95.-persentil)   | –      | –      | (33 - 67)  | –       | (10 - 24)   |
| Endring i topplast for gjennomsnittlig energibehov sammenliknet med R+ | –      | –      | 0 %        | –       | –           |



Figur V 27. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert energibehov for sykehjem for varme (venstre) og elsesesifikk last (høyre) ved Oslo-klima



Figur V 28. Oppsummering av gjennomsnittlig predikert effektbehov for sykehjem for varme (venstre) og elsesesifikk last (høyre) ved Oslo-klima

# COFACTOR

## SAMTIDIGHET OG TOPPLAST FOR BYGNINGER I DET NORSKE LAVUTSLIPPSSAMFUNNET

Denne rapporten oppsummerer hovedresultaten i COFACTOR-prosjektet (2021–2026). Formålet har vært å skaffe mer kunnskap om energibruk i norske bygninger. Prosjektet har gitt ny innsikt i hvordan strøm og fjernvarme faktisk brukes bak hovedmåleren, og dermed har vi et bedre grunnlag for planlegging av framtidens energisystem.

Rapporten presenterer metodene som er utviklet, de viktigste funnene fra analysene og anbefalinger for videre bruk av funnene.

Prosjektet COFACTOR er finansiert av Forskningsrådet gjennom ENERGIX-programmet og av partnernene. Prosjektpartnerne er Fornybar Norge, Enova SF, Elvia AS, NHO Elektro, Statsbygg SF og Tensio TN AS.