

Mikkel Brandsnes

# Bruk av prediksjonsmodeller for optimal styring av snøsmelteanlegg

Masteroppgave i Produktutvikling og produksjon

Veileder: Natasa Nord

Juni 2021



Mikkel Brandsnes

# **Bruk av prediksjonsmodeller for optimal styring av snøsmelteanlegg**

Masteroppgave i Produktutvikling og produksjon  
Veileder: Natasa Nord  
Juni 2021

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet  
Fakultet for ingeniørvitenskap  
Institutt for energi- og prosessteknikk



**Masteroppgave**  
for  
Mikkel Brandsnes  
Våren 2021

**Bruk av prediksjonsmodeller for optimal styring av snøsmelteanlegg**

*Use of prediction models for optimal control of snow melting installations*

**Bakgrunn**

Å styre climatekniske installasjoner i bygg etter værforhold er vanlig, og i dag styres disse i stor grad basert på følere som gir informasjon om nå-tilstand. I løpet av de siste årene har også lokal værprognose blitt tatt i bruk i styringen, slik at tekniske anlegg på bygget kan forutse kommende varme-/kjølebehov og justere seg etter dette.

Spesielt for snøsmelteanlegg blir det stadig mer vanlig å benytte lokal værprognose sammen med lokale følere i styringen. Dersom det er utsikter for nedbør i form av underkjølt regn, sludd eller snø, forvarmes bakken slik at smeltingen skjer mest mulig effektivt når nedbøren kommer. Erfaringsmessig bruker værprognosestyrte snøsmelteanlegg mindre energi enn anlegg som ikke styres ved hjelp av værprognoser, men det er fremdeles potensiale for ytterligere optimalisering. Dette gjelder spesielt med hensyn til oppstartstidspunkt og effektbegrensning.

**Mål**

Målet med masteroppgaven er å undersøke hvordan prediktive styringsmetoder kan utnyttes for å optimalisere styringen av værprognosestyrte snøsmelteanlegg med hensyn på energi, effekt og økonomi.

**Oppgaven bearbeides ut fra følgende punkter:**

1. Undersøke hvordan dagens snøsmelteanlegg styres og reguleres.
2. Undersøke og diskutere på hvilken måte prediksjon kan brukes for optimal styring av værprognose-styrte snøsmelteanlegg.
3. Beregne/vurdere hvordan snøsmelteanlegg kan styres optimalt økonomisk. I denne vurderingen skal tariffer for fjernvarme hensyntas.

---

## Sammendrag

I 2018 kom hele 37 % av Norges totale energiforbruk fra bygningssektoren, og den utgjorde med det den største delen av norsk energiforbruk. Samtidig fokuseres det stadig mer på smarte klimatekniske løsninger i bygg for å kutte ned forbruket. En av flere installasjoner ved norske bygg som kan optimaliseres for å begrense sektorens energiforbruk er snøsmelteanlegg.

Konvensjonelle snøsmelteanlegg styres i stor grad ved bruk av følere som gir informasjon om nå-tilstand. Nyere anlegg har begynt å ta i bruk lokale værprognoser som kombinert med lokale følere har kuttet energiforbruket betraktelig. Likevel er det fremdeles potensiale for ytterligere forbedringer, spesielt med hensyn til anleggenes oppstartstidspunkt og effektbegrensning.

Det prognosestyrte snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten er benyttet som casestudie i masteroppgaven. Matematiske likninger for endring av bakketemperatur er kombinert med anleggets målere for å studere hvordan fremtidig bakketemperatur kan predikeres. Prediksjonsmodellene gir mulighet til å tilpasse effekt og oppstartstidspunkt slik at anlegget holder ønsket bakketemperatur gjennom driftstiden, og gjør det dermed mulig å optimalisere styringen av anlegget.

Snøsmelteanlegget er i dag blant de mer energieffektive med et gjennomsnittlig spesifikt energiforbruk på  $126 \text{ kWh/m}^2/\text{år}$ . Resultatene fra analysen viste at det kun ved å tilpasse effekt ved bruk av prediksjon gjennom nedbørsperioder i 2020 ville vært mulig å spare  $14.3 \text{ kWh/m}^2$  av anleggets varmeforbruk, og dermed kutte årlige energikostnader med 16.9 %. Videre er det mulighet for ytterlig besparelse ved bruk av prediksjonsmodeller gjennom hele anleggets driftstid.

Resultatene fra masteroppgaven viste at ved å kunne predikere nødvendig effekt for å holde ønsket bakketemperatur gjennom nedbørsperioder, vil unødvendig energiforbruk ved snøsmelteanlegg unngås. Prediktiv styring vil med det gi mulighet for å optimalisere anleggenes styringsfunksjon slik at energiforbruket reduseres ned til reelt energibehov.

## Abstract

In 2018, as much as 37 % of Norway's total energy consumption came from the building sector, and it thus accounted for the largest share of Norwegian energy consumption. At the same time, there is an increasing focus on smart climate technology solutions in buildings to cut down on consumption. One of several installations in Norwegian buildings that can be optimized to limit the sector's energy consumption is snow melting systems.

Conventional snow melting systems are controlled by the use of sensors that gathers information on the current state. Newer systems have begun to use local weather forecasts, which, combined with local sensors, have cut energy consumption considerably. Nevertheless, there is still potential for further improvements, especially with regard to the systems' start-up time and power limitation.

The forecast-controlled snow melting system at Trondheimsporten has been used as a case study for the master's thesis. Mathematical equations for changing ground temperature are combined with the system's sensors to study how future ground temperature can be predicted. The prediction models make it possible to adjust the power and start-up time so that the system maintains the desired ground temperature throughout the operating time, and thus makes it possible to optimize the control of the system.

The snow melting system is today among the more energy efficient with an average specific energy consumption of 126 kWh/m<sup>2</sup>/year. The results from the analysis showed that only by adjusting the power by using prediction during precipitation periods would it be possible to save 14.3 kWh/m<sup>2</sup> and cut annual energy costs by 16.9 % in 2020. Nevertheless, further savings are possible by using prediction models throughout the plant's operating time.

The results from the master's thesis showed that by predicting the necessary power to achieve the desired ground temperature through precipitation periods, unnecessary energy consumption at snow melting systems will be avoided. Predictive control will thus provide an opportunity to optimize the system's control function to reduce energy consumption down to real energy needs.

## Forord

Denne masteroppgaven er utarbeidet våren 2021 som en del av studieprogrammet Produktutvikling og produksjon ved Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet, NTNU. Oppgaven vektlegges med 30 studiepoeng og er utført ved Institutt for energi- og prosessteknikk (EPT).

I oppgaven er snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten blitt analysert. Jeg ønsker å rette en takk til Entra ASA som har gitt meg tilgang til data på bygget. Takk rettes også til Evotek AS for faglig støtte underveis i arbeidet.

Jeg vil rette en spesiell takk til Kristin Bøgeberg Jonsson hos Evotek AS for gode tilbakemeldinger og innspill gjennom arbeidet med oppgaven. En stor takk rettes også til min hovedveileder ved NTNU, Natasa Nord, professor ved Institutt for energi- og prosessteknikk, for hennes positivitet og engasjement.

Til slutt vil jeg takke familien min og min kjæreste, Madeleine, som har fungert som gode samtalepartnere og støttespillere underveis i arbeidsprosessen.

Trondheim, 10. juni 2021



---

Mikkel Brandsnes



# Innhold

Sammendrag . . . . .	i
Abstract . . . . .	ii
Forord . . . . .	iii
Figurliste . . . . .	ix
Tabelliste . . . . .	x
<b>1 Introduksjon</b>	<b>1</b>
1.1 Bakgrunn og motivasjon . . . . .	1
1.2 Problembeskrivelse og mål for oppgaven . . . . .	2
1.3 Struktur . . . . .	2
1.4 Oppgavens begrensninger . . . . .	3
<b>2 Styring av snøsmelteanlegg</b>	<b>4</b>
2.1 Bakgrunn for bruk av snøsmelteanlegg . . . . .	4
2.2 Værforhold som kan gi behov for smelting . . . . .	5
2.2.1 Påriming og ising . . . . .	5
2.2.2 Andre værphenomen . . . . .	6
2.3 Styring og regulering av snøsmelteanlegg . . . . .	7
2.3.1 Manuell styring . . . . .	7
2.3.2 Automatisk styring . . . . .	7
2.4 Styring og regulering av snøsmelteanlegg ved bruk av regelbasert prognosestyring . . . . .	8
2.4.1 Regelbasert prognosestyring . . . . .	8
2.4.2 Værprognoser . . . . .	9
<b>3 Snøsmelteanleggets energibruk</b>	<b>12</b>
3.1 Energi- og effektbehov . . . . .	12
3.2 Erfaringstall fra konvensjonelle anlegg . . . . .	13
3.3 Erfaringstall fra prognosestyrte anlegg . . . . .	14
3.4 Diskusjon rundt erfaringstall på energiforbruk . . . . .	14
<b>4 Eksempelanlegg - Trondheimsporten</b>	<b>16</b>
4.1 Snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten . . . . .	17
4.2 Styringsprinsipper og funksjoner . . . . .	17

---

4.2.1	Styring av Sone 1 . . . . .	18
4.2.2	Styring av Sone 2 og 3 . . . . .	19
4.3	Komponenter og måleinstrumenter ved det vannbårne snøsmelte- anlegget . . . . .	20
4.4	Innhenting og organisering av data for videre analyser . . . . .	21
4.4.1	Innhenting av historikk på målere . . . . .	21
4.4.2	Organisering av data . . . . .	21
4.4.3	Utfordringer . . . . .	22
4.4.4	Valg av periode for videre analyse . . . . .	23
<b>5</b>	<b>Matematiske modeller for et snøsmelteanlegg</b>	<b>24</b>
5.1	Varmetransport i systemet . . . . .	25
5.1.1	Modell 1 - Endring i bakketemperatur uten tilført effekt . . . . .	25
5.1.2	Modell 2 - Endring i bakketemperatur med tilført effekt utenfor nedbørstid . . . . .	27
5.1.3	Modell 3 - Endring i bakketemperatur med tilført effekt ved nedbør . . . . .	28
5.1.4	Diskusjon rundt usikkerheter og bruk av modellene . . . . .	29
5.2	Feilsøking . . . . .	29
5.2.1	Varmeveksler og feil på ventil . . . . .	30
<b>6</b>	<b>Verktøy for prediksjon basert på historikk</b>	<b>32</b>
6.1	Innledende analyse av snøsmelteanlegget . . . . .	33
6.2	Prediksjonsmodeller for systemet . . . . .	33
6.2.1	Lineær relasjon mellom to parametere . . . . .	33
6.2.2	Lineær relasjon mellom flere parametere . . . . .	35
6.3	Evalueringsvariabler . . . . .	35
<b>7</b>	<b>Resultater fra innledende analyse av snøsmelteanlegget</b>	<b>37</b>
7.1	Energiforbruk . . . . .	37
7.2	Tidsserieanalyse på anleggets ventiler . . . . .	40
7.3	Temperaturmålere . . . . .	42
7.3.1	Fjernvarmetilførsel . . . . .	42
7.3.2	Sirkulasjonsvann på sekundærside . . . . .	44
7.4	Mengdemåling og effektforbruk . . . . .	45
7.5	Målere for bakketemperatur . . . . .	47
7.5.1	Bakketemperatur ved Sone 1 . . . . .	47
7.5.2	Bakketemperatur ved Sone 2 . . . . .	48
<b>8</b>	<b>Resultater fra prediksjonsstudier</b>	<b>50</b>
8.1	Korrelasjonsanalyse på anleggets målinger . . . . .	50
8.1.1	Målt effekt mot ventilåpning på primærside . . . . .	51
8.1.2	Målt effekt mot returtemperatur på primærside . . . . .	53

---

8.1.3	Målt vannmengde mot ventilåpning på primærside . . . .	55
8.1.4	Målt effekt mot temperaturdifferanse på sekundærside . .	55
8.2	Prediksjon av bakketemperatur mot målt effekt . . . . .	57
8.2.1	Prediksjon av Modell 1 - ingen oppvarming . . . . .	58
8.2.2	Prediksjon av Modell 2 - oppvarming uten nedbør . . . . .	59
8.2.3	Prediksjon av Modell 3 - oppvarming i nedbørstid . . . . .	60
8.2.4	Fysisk tolkning av prediksjonsmodellene . . . . .	62
8.3	Varmeoverføringskoeffisienten til varmeveksleren . . . . .	63
8.4	Effektbegrensning ved bruk av prediksjon . . . . .	65
8.5	Praktisk anvendelse av modellene . . . . .	66
8.5.1	Oppstartstidspunkt og bruk av værprognoser . . . . .	66
8.5.2	Feilsøking . . . . .	67
<b>9</b>	<b>Økonomi</b>	<b>68</b>
9.1	Energikostnader - vannbårent snøsmelteanlegg . . . . .	68
9.2	Kostnadsoverslag for konvensjonelle anlegg . . . . .	69
9.3	Kostnadsoverslag - prognosestyring . . . . .	70
9.4	Besparespotensial ved prediktiv styring . . . . .	71
9.4.1	Besparelse ved kutt i effekttopper . . . . .	71
9.4.2	Besparelse ved optimal bruk av prediksjon . . . . .	72
9.5	Investeringskostnad ved bruk av prediksjon . . . . .	73
9.6	Diskusjon . . . . .	74
<b>10</b>	<b>Diskusjon</b>	<b>75</b>
<b>11</b>	<b>Konklusjon</b>	<b>77</b>
11.1	Anbefalinger til videre arbeid . . . . .	78
<b>A</b>	<b>Appendix</b>	<b>81</b>
A.1	Programmering og kode . . . . .	81
A.1.1	Databiblioteker og importering . . . . .	81
A.1.2	Filtrering og databehandling . . . . .	81
A.1.3	Kalkulering . . . . .	82
A.1.4	Grafisk fremstilling av data . . . . .	83
A.2	OLS resultater for prediksjonsmodeller . . . . .	85
A.2.1	Modell 1 . . . . .	85
A.2.2	Modell 2 . . . . .	85
A.2.3	Modell 3 . . . . .	86
A.3	Prismodell fjernvarme - Statkraft . . . . .	87
A.4	Økonomiske beregninger . . . . .	88

# Figurer

2.4.1 Eksempelbilde for værsymboler med unikt ID-nummer fra yr sine værprognoser (NRK (2021)) . . . . .	10
4.0.1 Trondheimsporten fasade (hentet fra arcarkitekter.no (2017)) . .	16
4.1.1 Oversiktskart over snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten . . .	17
4.3.1 Skisse av snøsmelteanlegg med fjernvarmeforsyning på varmeveksler . . . . .	20
4.4.1 Eksempelbilde fra analyseverktøy i toppsystem til snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten (IWMAC (2021)) . . . . .	23
5.1.1 Bevaring av energi i et lukket system over et tidsintervall for bakke uten tilført effekt . . . . .	26
5.1.2 Bevaring av energi i et lukket system over et tidsintervall for bakke med tilhørende snøsmelteanlegg . . . . .	27
5.1.3 Bevaring av energi i et lukket system over et tidsintervall for bakke med tilført effekt i en nedbørsperiode. . . . .	28
5.2.1 Temperaturdifferanser i en motstrømsvarmeveksler . . . . .	30
6.0.1 Beskrivelse av prediksjonmodellenes informasjonsflyt . . . . .	32
6.3.1 Eksempel på OLS resultater fra simulering i Python . . . . .	36
7.1.1 Antall nedbørsdager i Trondheim og Oslo de siste tre årene med gjennomsnitt til høyere i figuren . . . . .	39
7.1.2 Energiforbruk ved prognosestyrte anlegg justert med hensyn på antall nedbørsdager . . . . .	39
7.2.1 Regulering av soneventiler for varmetilførsel gjennom analysert periode . . . . .	40
7.2.2 Ventilåpning på toveis-ventil som styrer fjernvarmetilførsel for snøsmelteanleggets varmeveksler gjennom analysert periode. . .	41
7.2.3 Ventilåpning på shuntventil som sikrer anlegget mot frost gjennom analysert periode. . . . .	42
7.3.1 Turvann-temperatur på primærside ved måler RT004.2 gjennom analysert periode . . . . .	43

---

7.3.2	Returvann-temperatur på primærside ved måler RT502 gjennom analysert periode. . . . .	43
7.3.3	Turvann-temperatur på sekundærside av varmeveksler ved måler RT004 og RT401 gjennom analysert periode. . . . .	44
7.3.4	Returvann-temperatur på sekundærside av varmeveksler ved måler RT005 og RT501 gjennom analysert periode. . . . .	45
7.4.1	Målt vannsirkulasjon på snøsmelteanlegget gjennom volummåler	46
7.4.2	Målt effektuttak på snøsmelteanlegget gjennom analysert periode	46
7.5.1	Målt overflatetemperatur med IR-måler ved Sone 1 gjennom analysert periode med aktive funksjoner og setpunkt. . . . .	47
7.5.2	Målt overflatetemperatur med snøføler ved Sone 2 gjennom analysert periode, med funksjoner og setpunkt for smelting. . . . .	48
7.5.3	Målt underliggende bakketemperatur med snøføler ved Sone 2 gjennom analysert periode . . . . .	49
8.1.1	Observerte trender i korrelasjonsanalysen. Her vist ved korrelasjon mellom målt effekt og temperaturdifferanse mellom turvann og returvann på sekundærside av varmeveksleren . . . . .	51
8.1.2	Målt effekt mot prosentvis åpning av toveis-ventilen som styrer fjernvarmetilførsel til varmeveksleren . . . . .	52
8.1.3	Prediksjonsmodeller for målt effekt med prosentvis åpning av toveis-ventil som prediksjonsvariabel . . . . .	53
8.1.4	Målt effekt mot returtemperatur på primærside av varmeveksleren til anlegget . . . . .	53
8.1.5	Prediksjonsmodeller for målt effekt med returtemperatur på fjernvarmeside som prediksjonsvariabel . . . . .	54
8.1.6	Gjennomstrømning mot prosentvis åpning på toveis-ventil SB401	55
8.1.7	Målt effekt mot temperaturdifferanse på sekundærside av varmeveksleren . . . . .	56
8.1.8	Prediksjonsmodell for målt effekt med temperaturdifferanse på sekundærside av varmeveksleren som prediksjonsvariabel . . . .	56
8.2.1	Visualisering av prediksjonsmodell for estimering av fremtidig bakketemperatur utenfor oppvarmingstid, med prediksjonsvariabler på x- og y-aksen . . . . .	58
8.2.2	Visualisering av prediksjonsmodell for estimering av fremtidig bakketemperatur med oppvarming utenfor nedbørstid. Prediksjonsvariabler er gitt ved x- og y-akse. . . . .	60
8.2.3	Visualisering av prediksjonsmodell for estimering av fremtidig bakketemperatur med oppvarming under nedbør, med prediksjonsvariabel effekt og nåværende bakketemperatur på x- og y-akse. . . . .	61
8.3.1	UA-verdi for anleggets varmeveksler gjennom analysert periode .	63

8.3.2 UA-verdi for anleggets varmeveksler med markert gjennomsnittsverdi og standardavvik . . . . .	64
8.4.1 Potensiell besparelse i energi ved bruk av prediksjon gjennom nedbørsperioder for Trondheimsporten . . . . .	66
9.2.1 Energikostnader for ulike snøsmelteanlegg med bruk av fjernvarme	70
9.3.1 Månedlig energikostnad for Trondheimsporten snøsmelteanlegg .	70

# Tabeller

3.2.1 Forbrukstall for ulike typer styring av snøsmelt fra Oslo i 2014 for anlegg med $250 \text{ W/m}^2$ installert effekt (Grosch (2015)) . . . . .	13
3.3.1 Gjennomsnittlig forbrukstall de tre siste sesongene for fem ulike anlegg som benytter seg av værprognoser for styring . . . . .	14
7.1.1 Årlig forbruk av energi ved Trondheimsporten snøsmelteanlegg de siste tre årene . . . . .	38
8.2.1 Oppsummering og sammenlikning av matematiske modeller og prediksjonsmodeller for endring av bakketemperatur . . . . .	62
9.1.1 Utdrag fra fjernvarmetariff til næringskunder i Trondheim for 2021 (Statkraft (2020)) . . . . .	68
9.2.1 Eksempler på konvensjonelle snøsmelteanleggs energi- og effektforbruk for kostnadsoverslag . . . . .	69
9.3.1 Energikostnader for Trondheimsporten snøsmelteanlegg i 2020 .	71
9.4.1 Besparelspotensial for Trondheimsporten snøsmelteanlegg ved effektbegrensning gjennom nedbørstider . . . . .	72
9.4.2 Besparelspotensial for Trondheimsporten snøsmelteanlegg ved optimal prediktiv styring . . . . .	73
A.3.1 Pris på effektledd for næringskunder i Trondheim 2021 (Statkraft (2020)) . . . . .	87
A.3.2 Pris på energiledd for næringskunder i Trondheim 2021 (Statkraft (2020)) . . . . .	87
A.3.3 Månedlige spotpriser i Trondheim 2020 (Statkraft (2020)) . . . .	87
A.4.1 Energikostnader for Trondheimsporten snøsmelteanlegg i 2020 .	88
A.4.2 Energikostnader for Trondheimsporten snøsmelteanlegg i 2020 ved kutt i effekt gjennom nedbørstid . . . . .	88
A.4.3 Energikostnader for Trondheimsporten snøsmelteanlegg i 2020 ved optimal styring . . . . .	89

# Kapittel 1

## Introduksjon

### 1.1 Bakgrunn og motivasjon

Etterspørselen etter energi øker i takt med befolkningsvekst og teknologisk utvikling. Fokus på energieffektivitet, bærekraft og reduksjon av klimagassutslipp har det siste tiåret blitt høyere, og Norge er et av flere land som har satt seg mål om å redusere sitt energiforbruk og kutte klimagassutslipp. Dette kommer frem i blant annet Parisavtalen fra desember 2015 hvor Norge forpliktet seg til å kutte sine klimagassutslipp med 40 % innen 2030 sammenliknet med 1990. I februar 2020 la regjeringen frem forslag om å øke forpliktelsen til 55 % (UN-FCCC (2020)). Samtidig utgjorde utslipp forbundet med sluttbruk av energi 65 % av det samlede norske utslippet av klimagasser i 2015. Dette gjør at fokus på reduksjon av norsk energiforbruk er avgjørende i årene som kommer.

I 2018 kom hele 37 % av Norges totale energibruk fra bygningssektoren (Spilde et al. (2020)). Dette gjør bygningssektoren til den sektoren som utgjør størst del av norsk energibruk. Studier gjort av Cole and Kernan (1996) viser at energi som går til betjening av bygget gjennom dens levetid utgjør mellom 80 og 90 % av dens totale energibruk gjennom hele livssyklusen. Samtidig fokuseres det stadig mer på innovasjon og forbedringer innen energilandskapet og energisystemene. Energi21, Norges nasjonale strategi for forskning og innovasjon innen klimavennlige energiteknologier, la våren 2020 frem rapporten "Digitalisering av energisektoren" hvor dataprosessering, datalagring og kunstig intelligens trekkes frem som viktige drivere for en ny og bedre energisektor (Energi21 (2020)).

En av de viktigste faktorene for å oppnå bygg med lavt energiforbruk er smarte klimatekniske løsninger. Å styre klimatekniske installasjoner i bygg etter værforhold er vanlig, og i dag styres disse i stor grad basert på følere som gir informasjon om nå-tilstand. I løpet av de siste årene har også lokal værprognose



blitt tatt i bruk i styringen, slik at tekniske anlegg på bygget kan forutse kommende varme- og kjølebehov, og justere seg etter dette.

Spesielt for snøsmelteanlegg er det blitt stadig mer normalt å benytte lokale værprognoser sammen med lokale følere i styringen. Dersom det er utsikter for nedbør i form av underkjølt regn, sludd eller snø, forvarmes bakken slik at smeltingen skjer mest mulig effektivt når nedbøren kommer, ellers er anlegget av. Erfaringsmessig bruker værprognosestyrte snøsmelteanlegg mindre energi enn anlegg som ikke styres ved hjelp av værprognoser, men det er fremdeles potensiale for ytterligere forbedring. Dette gjelder spesielt med hensyn til anleggenes oppstartstidspunkt og effektbegrensning.

## 1.2 Problembeskrivelse og mål for oppgaven

Formålet med masteroppgaven er å undersøke hvordan prediktive styringsmetoder kan utnyttes for å optimalisere styringen av værprognosestyrte snøsmelteanlegg med hensyn på energi, effekt og økonomi.

Oppgaven er bearbeidet ut fra følgende punkter:

- Undersøke hvordan dagens snøsmelteanlegg styres og reguleres.
- Undersøke og diskutere på hvilken måte prediksjon kan brukes for optimal styring av værprognose-styrte snøsmelteanlegg.
- Beregne/vurdere hvordan snøsmelteanlegg kan styres optimalt økonomisk. I denne vurderingen skal tariffer for fjernvarme hensyntas.

## 1.3 Struktur

Første del av oppgaven gir et innblikk i hvordan det er vanlig å styre snøsmelteanlegg i dag. Deretter presenteres erfaringstall på spesifikt energiforbruk til ulike snøsmelteanlegg og et utvalgt prognosestyrte anlegg.

Andre del av oppgaven omhandler snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten, som har blitt brukt som casestudie i masteroppgaven. Informasjon på anlegget vil bli presentert sammen med tilgang på data, før det videre presenteres matematiske modeller som legger grunnlag for prediktiv styring av anlegget. Deretter presenteres og diskuteres resultatene fra analysen, før det blir diskutert hvordan prediksjonsmodellene kan benyttes i praksis for å optimalisere styringen av snøsmelteanlegg.

Siste del av oppgaven omhandler økonomi. Energikostnader tilknyttet vannbårne snøsmelteanlegg vil bli presentert, før de videre vil bli brukt i beregnings-eksempler som viser besparingspotensiale ved bruk av prediksjon i styringen til anlegg.

## 1.4 Oppgavens begrensninger

Masteroppgaven omhandler kun større vannbårne snøsmelteanlegg på grunn av tilgjengelig data og høyere besparingspotensiale. Mindre anlegg som benyttes på eksempelvis tak og hos private husholdninger er ikke studert.

Det er i oppgaven ikke tatt hensyn til påriming, ising og andre værphenomen som kan gi behov for smelting, beskrevet kort i kapittel 2.2, ved studier på prediksjon. Grunnen til dette er at de forekommer med mindre hyppighet enn snøfall og anses vanskelig å predikere med tilgjengelige målinger og prognoser.

## Kapittel 2

# Styring av snøsmelteanlegg

Snøsmelteanlegg benyttes for oppvarming av arealer som ønskes snø- og isfrie, samt arealer som ønskes tørre. Anleggene benyttes på gater, fortau, ved inngangsparti til butikker, på idrettsbaner og i offentlige trapper.

Det er flere værforhold som det bør tas hensyn til ved automatisk styring av et snøsmelteanlegg. Eksempelvis kan rim og is dannes på trapper og andre offentlige flater uavhengig av om det snør, noe som kan medføre risiko for fotgjengere. I dette kapitlet vil bakgrunnen for bruk av snøsmelteanlegg, værforhold som kan tilsi behov for snøsmelting, samt hvordan dagens anlegg styres og reguleres bli presentert.

### 2.1 Bakgrunn for bruk av snøsmelteanlegg

Det finnes mange grunner til at snøsmelteanlegg benyttes for oppvarming av arealer utendørs. Anleggene sikrer god ankomst til bygget på vinterstid og sikrer at snø fjernes på en effektiv måte, noe som eliminerer behovet for manuell snørydding.

Det finnes også samfunnsøkonomiske grunner til at snøsmelteanlegg benyttes. Fallskader på glatte fortau og gangpartier begrenses, noe som utgjør en stor årlig utgift for det offentlige. For butikker, kjøpesentere og offentlige bygg sørger anleggene for at snørydding skjer stille og uten utslipp av eksos, samtidig som behovet for innvendig rengjøring reduseres. Anleggene hindrer også slitasje på materialer og teknisk utstyr i bygget, som eksempelvis rondeller og rullebånd, som følge av at salt og stein som blir dratt med inn i bygget begrenses.

## 2.2 Værforhold som kan gi behov for smelting

Ved oppføring av snøsmelteanlegg er det mer enn bare snøbyger som må tas hensyn til for at anlegget skal fungere til sitt formål. I delkapitelene under vil andre værforhold som tilsier behov for snøsmelting bli presentert. Delkapittele- ne tar utgangspunkt i Mamen et al. (2005) og Jonsson (2014).

### 2.2.1 Påriming og ising

Avsetting av rim og isdannelse på bakke kan medføre farlige situasjoner. Det er bakkens overflatetemperatur som avgjør om det vil dannes rim og is. Ettersom bakken har høyere kuldelagringskapasitet enn luft, vil det oppstå treghet i bakketemperaturen, og målt lufttemperatur vil dermed ikke gi en god indikasjon på om rim og isdannelse vil inntreffe. Å kjenne bakkens overflatetempera- tur er derfor kritisk for å kunne gjøre vurdering på hvorvidt snøsmelteanlegg skal kjøres.

Duggpunktstemperaturen avgjør om luften kondenserer og om det vil bli dannet rim og is på bakken. Denne beregnes ut fra målt relativ fuktighet og temperatur etter formel 2.2.1, der RH er målt relativ fuktighet og T er målt utetemperatur i °C.

$$T_d = \frac{C3\left(\frac{C2 \cdot T}{C3+T} + \ln\left(\frac{RH}{100}\right)\right)}{C2 - \frac{C2 \cdot T}{C3+T} - \ln\left(\frac{RH}{100}\right)} \quad (2.2.1)$$

hvor C2 og C3 er temperaturkonstanter gitt ved

$$\begin{cases} C2 = 17.27 \text{ °C og } C3 = 237.3 \text{ °C} & \text{hvis } T \geq 0; \\ C2 = 22.46 \text{ °C og } C3 = 272.62 \text{ °C} & \text{hvis } T < 0; \end{cases}$$

Når overflatetemperaturen er lavere enn duggpunktstemperaturen vil det avsettes fuktighet på bakken, som ved overflatetemperatur lavere enn 0°C, vil fryse forutsatt at bakken ikke er saltet, ettersom salt senker frysepunktet til vann. Det vil dermed være fare for glatte forhold når bakkens overflatetemperatur er lavere enn duggpunktstemperaturen og overflatetemperaturen samtidig er lavere enn frysepunktstemperaturen. Eksempelvis kan bakkens overflatetempe- ratur være langt under 0°C etter lengre perioder med klarvær og kalde tempe- raturer. En passasje med mild og fuktig luft kan dermed føre til at det avsettes rim og is på bakke. Dette kan også inntreffe etter soloppgang og før solnedgang ved klarvær, da langbølget stråling fra bakken fører til varmetap.

## 2.2.2 Andre værphenomen

Det finnes også andre værphenomen som kan danne forhold som tilsier behov for snøsmelting. Disse varierer geografisk og finner sted med mindre hyppighet, men må hensyntas ved oppsett av nye anlegg.

### Regn

I tilfeller hvor bakketemperaturen “henger etter” og ligger under  $0^{\circ}\text{C}$ , vil nedbør i form av regn føre til isdannelse når regndråpene treffer bakken. Dette kan eksempelvis forekomme etter lengre perioder med klarvær og lave temperaturer.

### Underkjølt regn

På grunn av vertikalfordelte temperatursjikt i luften kan regndråper som treffer bakken ha temperatur på under  $0^{\circ}\text{C}$ . Dette fenomenet kalles underkjølt regn og forekommer når eksempelvis snøbyger i atmosfæren treffer et varmere luftsjikt og smelter til regn. Hvis luften rett over bakken har temperatur under  $0^{\circ}\text{C}$  vil regndråpene underkjøles. Det betyr at regndråpene har temperaturer under  $0^{\circ}\text{C}$ , men fortsatt er flytende. Når disse regndråpene så treffer bakken vil de fryse momentant og det vil dannes en glatt og hard iskorpe på overflaten.

### Tåke

Tåke er skyer som har kontakt med jordens overflate. Tåken består av en samling små vanddråper eller iskrystaller. Ved overflatetemperatur på bakke under  $0^{\circ}\text{C}$  vil tåken avsette fuktighet på bakke i form av rim og is, og ved temperatur over  $0^{\circ}\text{C}$  vil fuktigheten avsettes i form av vann.

### Snøfokk

Snøfokk er snø som i sterk vind virvles opp fra bakken. Vindstyrke, vindretning samt omkringliggende objekter som bygninger vil avgjøre hvor høyt i lufta snøen kommer og hvor den vil samle seg. I vindutsatte områder vil fenomenet potensielt kunne dekke deler av bakken med snø uten at det har vært nedbør den dagen.

## 2.3 Styring og regulering av snøsmelteanlegg

Det finnes mange metoder for styring og regulering av snøsmelteanlegg. Anleggene kan styres manuelt eller automatisk, med bakgrunn i valgte tekniske komponenter og måleinstrumenter ved oppsett av anlegget. I dette delkapitlet vil det presenteres ulike styring- og reguleringsmetoder for snøsmelteanlegg.

### 2.3.1 Manuell styring

Manuelt styrte anlegg aktiveres og deaktiveres ved menneskelig interaksjon. Styringsmetoden krever høy oppfølging av driftspersonell, og kan føre til unødvendig bruk av energi hvis anlegget ikke skrur av når behovet for snøsmelting er borte. For automatisk styrte snøsmelteanlegg er det som regel mulig å overstyre anlegget manuelt.

### 2.3.2 Automatisk styring

Automatisk styrte anlegg styrer snøsmelteanlegget med minimal menneskelig interaksjon ved bruk av sensorer og målere. Antall parametere som blir brukt i styringen varierer basert på kompleksiteten til styringsautomatikken. Målte parametere avgjør om snøsmelteanlegget skal skrur på og eventuelt hvor stort pådrag som skal gis til bakken.

#### Målere for automatisk styring og regulering

Viktige parametere for automatisk styring av anlegg er temperatur i bakken og luften, samt luftens fuktighet. Type sensor varierer mellom anleggene. For måling av bakketemperatur brukes blant annet snøostater eller IR-målere. Instrumentene måler bakketemperatur og gir anlegget informasjon om det må tilføres varme for å unngå at det vil legges snø eller oppstå rim- og isdannelse på bakken. Enkelte snøostater har to målepunkter, henholdsvis for overflate-temperatur og temperatur under bakken, som skal sikre at bakken holder beredskapstemperatur i perioder uten nedbør.

Luftens temperatur og fuktighet gir indikasjon på hvorvidt nedbør vil komme i form av snø og om det vil være mulighet for rim- og isdannelse. Noen anlegg benytter seg av en snøsniffer som fanger opp fuktighet og hurtige temperaturendringer i luften, og gir dermed en indikasjon til anlegget om at det vil komme nedbør.

## 2.4 Styring og regulering av snøsmelteanlegg ved bruk av regelbasert prognosestyring

I dette delkapittelet presenteres styringsprinsipp for snøsmelteanlegg som benytter seg av værprognoser. Anleggene benytter seg av lokale sensorer og værprognoser hentet fra yr.no (yr (2021)) for det aktuelle området. Værprognosene benyttes til styring av anleggene i forkant av et varslet snøfall, mens lokale sensorer benyttes til å styre anleggets smeltefunksjon. Ved feil på sensor, jordfeil, driftsavbrudd, feil på oppdatering av værprognose eller manuelle overstyringer genereres det alarm.

### 2.4.1 Regelbasert prognosestyring

I dag styres stadig flere snøsmelteanlegg ved bruk av prognosestyring, med mål om å kutte energiforbruk ned mot reelt energibehov for hvert enkelt anlegg. Styringen baserer seg på bruk av parametere fra værprognoser i logikken til snøsmelteautomatikken, som sammen med målte parametere fra lokale temperaturfølere og sensorer skal sørge for å styre anlegget mest mulig optimalt.

Anleggene styres ved hjelp av prognose regelbasert styring (PRBC). PRBC betegner styring som bruker beslutningsregler for å optimalisere reguleringen ved å benytte seg av eksterne prognoser som input. For snøsmelteanlegget brukes værprognoser som input for beslutningene. Beslutningsreglene er basert på faktorer som anleggets utforming og beliggenhet, og settes opp basert på erfaring. Beslutningsreglene korrigeres deretter om det oppdages potensielle forbedringer rundt styringen av anlegget. Utforming av reglene er gjort på måten ”hvis noe forekommer utfør denne handlingen”.

For snøsmelteanlegg legger beslutningsreglene grunnlag for hvor stort pådrag som skal tilføres anlegget. Beslutningene tas med bakgrunn i værprognoser og målte verdier på lokasjonen, som bakketemperatur, beregnet duggpunktstemperatur og varsel på nedbørsdetektor. Reglene er satt opp slik at oppvarming av bakken skal skje på en mest mulig energi- og kostnadseffektiv måte, og legger grunnlag for hvilken funksjon på anlegget som skal kjøres. Typiske funksjoner presenteres videre.

## Av

Det er ikke behov for oppvarming av bakke og snøsmelteanlegget er av.

## Rimsikring

Fare for påriming av bakken har økt på grunn av bakketemperatur under duggpunkttemperaturen og anlegget gir dermed et mindre varmepådrag til bakke for å unngå rimdannelse. Kriterier for kjøring kan eksempelvis være at målt bakketemperatur er 2K høyere enn beregnet duggpunkttemperatur og under 0°C.

## Standby lav

I tilfeller hvor det vil komme nedbør i form av snø de neste 6-18 timene gis et mindre varmepådrag til bakken for å gradvis klargjøre for smelting av snø. Kriterier for kjøring kan eksempelvis være at målt bakketemperatur er lavere enn 0.5°C og værprognoser melder at det vil komme nedbør i form av snø de neste 6-18 timene.

## Standby høy

I tilfeller hvor det vil komme nedbør i form av snø de neste 0-6 timene gis et større varmepådrag til bakken for å gradvis klargjøre for smelting av snø. Kriterier for kjøring kan eksempelvis være at målt bakketemperatur er lavere enn 1°C og værprognoser melder at det vil komme nedbør i form av snø de neste 0-6 timene.










## Smelting

Det detekteres nedbør og det er behov for effektiv smelting for å unngå isdannelse og opphoping av snø. Maksimalt varmepådrag sendes derfor til bakken. Kriterier for kjøring kan eksempelvis være at målt bakketemperatur er lavere enn 3°C og nedbørsvakt på lokasjonen gir varsel om nedbør.

### 2.4.2 Værprognoser

For værprognosestyrte snøsmelteanlegg er det individuelle variasjoner i hvordan prognosene benyttes i styringen. Noen anlegg tar kun inn et mindre utvalg parametere fra prognosene, mens andre bruker prognosene mer detaljert, med eksempelvis symbolkoder og tekst. For anlegg som tar inn et mindre utvalg parametere er det kritisk at parameterne legger grunnlag for presis styring.



	ID	Day	Night	Winter sun
Clear sky	01(d/n/m)			
Fair	02(d/n/m)			
Partly cloudy	03(d/n/m)			

**Figur 2.4.1:** Eksempelbilde for værsymboler med unikt ID-nummer fra yr sine værprognoser (NRK (2021))

Værsymboler inneholder en samling av parametere som eksempelvis skydekke, temperatur og nedbør. Hvert enkelt værsymbol har sitt eget unike ID-nummer som tas i bruk i styringen, som vist i figur 2.4.1. Anleggene kan dermed styres etter ID-nummeret på værprognosen, som vil fortelle om det kan forventes nedbør og i hvilken form fremover i tid. For anlegg som benytter seg av et mindre utvalg parametere vil ikke nødvendigvis styringen være mindre effektiv, så lenge de få parameterne gir tilstrekkelig med informasjon til anlegget. Eksempel på kombinasjon og bruk av få parametere som benyttes i styring ved anlegg er:

1. Høyeste og laveste utetemperatur neste 0-6 timer [°C]
2. Høyeste og laveste utetemperatur neste 6-18 timer [°C]
3. Nedbørsmengde neste 0-6 timer [mm]
4. Nedbørsmengde neste 6-18 timer [mm]

Forventet utetemperatur gir i kombinasjon med forventet nedbørsmengde informasjon om nedbør vil komme i form av snø eller regn og informerer dermed anlegget til å holdes i beredskap hvis nødvendig. Ved forventet utetemperatur under 2°C defineres kommende nedbør i form av snøfall. Det vil ikke være nødvendig å sette høy bakketemperatur ved lite nedbør, og forventet mengde snøfall gir derfor en viktig indikasjon for styringen av anlegget. Grense for mengde nedbør som anses som nødvendig for å kjøre opp bakketemperaturen defineres i styringsfunksjonen og ligger ofte på rundt 0,2 millimeter.

### **Innhenting av værprognosene**

Det er hovedsaklig to metoder som benyttes i dag for innhenting av værprognoser for styring av snøsmelteanlegg. Dette er enten direkte via SD-anleggets toppsystem eller ved bruk av undersentral og web services. Web services er en kommunikasjonsmetode som lar to elektroniske enheter utveksle data over internett uavhengig av programmeringsspråk og leverandør. Dataen hentes inn gjennom en undersentral med grensesnitt mot regulatoren til snøsmelteanlegget og mot internett i fastsatte intervaller, eksempelvis 30 minutter til en time, hvor siste oppdatering fremkommer i systembildet til anlegget. Anleggene er programmert til å hente ut parameterene presentert over fra prognosene og deretter gjøre vurdering på hvilken funksjon som skal kjøres. Bestemmelse av funksjon som skal kjøres ved ulike parametere fra prognosen gjøres under oppsett av anlegg og tilpasses ved behov.

## Kapittel 3

# Snøsmelteanleggets energibruk

Energibruken til et snøsmelteanlegg vil være avhengig av flere faktorer. Blant disse faktorene inngår konstruksjonen til anlegget, geografisk beliggenhet, årlige klimatiske variasjoner og type automatikk. Det finnes ingen offisielle tekniske krav eller normtall for anleggene, men det er i TEK 17 satt krav om at snøsmelteanleggets energibruk inngår i energipostene som skal inkluderes i det reelle energibudsjettet for en yrkesbygning med tilhørende snøsmelteanlegg (DFB (2017)).

### 3.1 Energi- og effektbehov

Effektbehov til snøsmelteanlegg varierer basert på beliggenhet, ønsket funksjon og regulering. Anleggene dimensjoneres for maksimalt effektbehov, som oppstår ved høy nedbørintensitet og utetemperaturer mellom 0°C og -6°C. I deler av landet med mildt klima og moderat nedbørintensitet ligger normalt effektbehovet på mellom 175 til 200 W/m<sup>2</sup>, mens i kaldere og mer nedbørsintensive områder vil normalt effektbehovet ligge opp mot 300 W/m<sup>2</sup>. Momentan avsmelting under alle temperaturforhold krever effekter på minimum 800-1000 W/m<sup>2</sup>, og er dermed ikke en løsning som vurderes ved dimensjonering av anleggene (VVS (2021)).

I Oslo er 35 kWh/m<sup>2</sup>/år anslått som nødvendig energimengde for å smelte all snø. Hvis en tar hensyn til bakkeoppvarming, fordampningsvarme, smelting av is og heving av snøtemperatur vil laveste forbruk en kan forvente ligge på ca. 60 kWh/m<sup>2</sup>/år (Grosch (2015)). Likevel viser erfaringstall fra ulike snøsmelteanlegg at energiforbruket ligger langt over nødvendig energimengde. Dette vil presenteres og diskuteres videre.

## 3.2 Erfaringstall fra konvensjonelle anlegg

Tabell 3.2.1 viser erfaringstall for ulike snøsmelteanlegg i Oslo for vinterhalvåret 2014 til 2015. På grunn av store variasjoner mellom anlegg som beskrevet tidligere i kapittelet er angitte tall omtrentlige.

**Tabell 3.2.1:** Forbrukstall for ulike typer styring av snøsmelt fra Oslo i 2014 for anlegg med 250 W/m<sup>2</sup> installert effekt (Grosch (2015))

Type styring	Energiforbruk (kWh/m <sup>2</sup> )
Manuell styring (3624 driftstimer)	906
Lufttermostat (2800 driftstimer)	600
Bakketermostat (+2 °C)	490
Bakketermostat (+0,5 °C)	370
Nedbørsstyring (beredskapstemp. 0 °C)	350
Nedbørsstyring (beredskapstemp. -2 °C)	250

Som det fremkommer i tabellen bruker et gjennomsnittlig manuelt styrt snøsmelteanlegg mer energi årlig enn et automatisk styrt anlegg. Totalt årlig energibruk vil være avhengig av installert effekt og varierer typisk fra 700 kWh/m<sup>2</sup> for anlegg i mildere klima til opp mot 1100 kWh/m<sup>2</sup> for anlegg i kjøligere og mer nedbørsintensive områder. Manuelt styrt anlegg kan potensielt oppnå en del lavere forbruk, men høye oppfølgingskrav fører til unødvendig bruk og dermed et overforbruk av energi.

Styring med lufttermostat baserer seg på at anlegget går i smeltefunksjon ved målt lufttemperatur på 1 °C eller lavere. Dette minsker antall driftstimer i løpet av året og kutter dermed det årlige energiforbruket. Det samme gjelder styring av anlegget ved hjelp av bakketermostat som tilfører varme til bakken for opprettholdelse av konstant bakketemperatur.

Nedbørsstyring skruer på anlegget ved registrert nedbør på måler og sørger for å holde bakketemperatur på beredskapstemperatur ved tørre perioder. Som det kan observeres kutter dette energiforbruket vesentlig. Typisk energiforbruk for nedbørsstyrte anlegg vil årlig ligge på mellom 200 og 300 kWh/m<sup>2</sup>, avhengig av faktorer som antall nedbørsdager og setpunkt for minimumstemperatur i bakke.

### 3.3 Erfaringstall fra prognosestyrte anlegg

Nyere anlegg som styres ved bruk av værprognoser får erfaringsmessig betydelig lavere årlig energiforbruk sammenliknet med eldre anlegg. For å danne sammenlikningsgrunnlag har det blitt hentet ut data registrert på fem anlegg som alle benytter seg av værprognoser for styring. Tabell 3.3.1 viser fem ulike snøsmelteanlegg i eller rundt Oslo. Snøsmelteanleggene presentert har alle egen energimåler som registrerer målt forbruk i eget energioppfølgings system.

**Tabell 3.3.1:** Gjennomsnittlig forbrukstall de tre siste sesongene for fem ulike anlegg som benytter seg av værprognoser for styring

	Lokasjon	Areal (m <sup>2</sup> )	Snittforbruk (kWh/m <sup>2</sup> )
1	Oslo	75	70
2	Oslo	380	99
3	Oslo	900	125
4	Oslo	3000	103
5	Bærum	12000	100

Som det kan ses i tabellen har anleggene betydelig lavere spesifikt snittforbruk enn erfaringstallene presentert for eldre anlegg i forrige delkapittel. Anlegg som benytter seg av lik type styring og med tilnærmet lik beliggenhet har erfaringsmessig et tilnærmet likt forbruk på grunn av tilsvarende vær og klima gjennom året. Det kan likevel observeres noe forskjell mellom det årlige snittforbruket til anleggene i tabellen. Blant annet ligger det minste anlegget med et årlig snittforbruk ned mot laveste forventede forbruk på 60 kWh/m<sup>2</sup>, mens enkelte av de større anleggene nesten dobler dette forbruket. Dette vil videre diskuteres.

### 3.4 Diskusjon rundt erfaringstall på energiforbruk

For å sammenlikne energiforbruk mellom anlegg er det en del forutsetninger som må ligge til grunn for at sammenlikningen skal bli korrekt. Forutsetninger og mulige feil i sammenlikning mellom anlegg vil her diskuteres.

Siden anlegg dekker ulikt areal benyttes spesifikt energiforbruk som en indikator på energieffektiviteten til snøsmelteanleggene. På grunn av manglende dokumentasjon på enkelte anlegg registreres anslått areal av eksempelvis driftsansvarlig på dens tilknyttede energioppfølgingsystem, noe som kan føre til unøyaktigheter.

Energiforbruk på snøsmelteanlegg avhenger i stor grad av været. Snøsmelteanlegg med tilnærmet lik geografisk beliggenhet vil som regel ha samme oppvarmingsbehov, men det kan forekomme lokale forskjeller i vær, noe som vil spille inn på energiforbruket. Anlegg med beliggenhet nær en elv vil for eksempel være utsatt for høyere luftfuktighet og dermed oftere fare for påriming og isdannelse noe som vil heve energiforbruket. Ved sammenlikning av anlegg med ulik geografisk beliggenhet er det derfor viktig å ta hensyn til variasjon i vær og lokale temperaturer for å danne et godt sammenlikningsgrunnlag.

Om anlegg opplever problematikk med styringsautomatikken gjennom en sesong kan anleggene i perioder gå over til å styres manuelt. Dette vil heve energiforbruket betraktelig, som vist i tabell 3.2.1. Det kan også være store forskjeller i maksimalt effektuttak mellom snøsmelteanleggene. Eksempelvis kan det på enkelte anlegg forekomme høye effektuttak som følge av store temperaturdifferanser ved primær- og sekundærside av varmeveksler ved lave utetemperaturer.

Enkelte anlegg knyttet til større bygninger får tilført overskuddsvarme for oppvarming av bakke. Dette vil i perioder bety at overskuddsvarme dumpes på snøsmelteanlegget uavhengig av behov og det registreres ekstra energiforbruk på energimåleren til anlegget.

## Kapittel 4

# Eksempelanlegg - Trondheimsporten

Analysen tar utgangspunkt i snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten i Trondheim. I dette kapittelet vil snøsmelteanlegget presenteres, med tilhørende komponenter og styringsprinsipper.

Trondheimsporten er et skolebygg for voksenopplæring kombinert med offentlig servicekontor som leies av Trondheim kommune. Bygget ligger ved innkjøringen til Trondheim sentrum og har et totalt areal på 24 000 m<sup>2</sup> fordelt over 15 etasjer. For masteroppgaven har det blitt tilgjengeliggjort data og informasjon ved snøsmelteanlegget.



**Figur 4.0.1:** Trondheimsporten fasade (hentet fra [arcarkitekter.no](http://arcarkitekter.no) (2017))

## 4.1 Snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten

Snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten er fordelt over fire soner. Sone 1 ligger på nordsiden av bygget og dekker nedkjøringsrampen til byggets tilhørende parkering og garasjeanlegg. Sone 2 og 3 ligger på henholdsvis øst- og vestsida av bygningen og dekker inngangspartier til bygget. Sone 4 dekker trapp fra fortau til Sone 2. Alle soner, med unntak av Sone 4 benytter seg av fjernvarme for oppvarming av bakke. Sone 4 benytter seg av elektrisk varme og vil bli neglisjert i analysen av anlegget, på grunn av manglende data. Totalt dekker soner med vannbåren varme 675 m<sup>2</sup>.



Figur 4.1.1: Oversiktskart over snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten

## 4.2 Styringsprinsipper og funksjoner

Snøsmelteanlegget er delt inn i tre ulike styring- og reguleringssoner for å ta hensyn til ulikt varmebehov over dekningsområdet. Hver enkelt sone er bygget opp autonomt og prognosestyres i henhold til utarbeidet funksjonsbeskrivelse for anlegget. Alle soner mottar værprognoser fra yr.no (yr (2021)) via egen friprogrammerbar undersentral.



### 4.2.1 Styring av Sone 1

Sone 1 styres ved bruk av IR-temperaturgiver som måler bakkens overflate-temperatur, samt nedbørsvakt Isfri NV60 (Micromatic (2021)) for deteksjon av snøfall. Sonen bruker også felles måler av utvendig luftfuktighet for å unngå påriming og ising på bakken. Systemet har totalt fem modi som kjøres automatisk med bakgrunn i definerte kjøreregler. Systemets modi kan også kjøres ved manuell styring av anlegget.

#### **Av**

Funksjonen kjøres hvis værprognoser gir varsel om høyere maksimal utetemperatur enn 8°C de neste 0-6 timene eller hvis bakketemperatur måles til lavere enn -10°C. Funksjonen gir ikke varmepådrag til bakken.

#### **Rimsikring**

Funksjonen kjøres hvis bakketemperatur måles mindre enn 2 K høyere enn beregnet duggpunktstemperatur og lavere enn 2°C. Funksjonen gir varmepådrag med turtemperatur opp mot 25°C til bakken.

#### **Standby Lav**

Funksjonen kjøres hvis bakketemperatur måles lavere enn 0.5°C og værprognoser gir varsel om mer enn 0.2 millimeter snø de neste 6-18 timene. Funksjonen gir varmepådrag med turtemperatur opp mot 25°C til bakken.

#### **Standby Høy**

Funksjonen kjøres hvis bakketemperatur måles lavere enn 1°C og værprognoser gir varsel om mer enn 0.2 millimeter snø de neste 0-6 timene. Funksjonen gir varmepådrag med turtemperatur opp mot 30°C til bakken.

#### **Smelting**

Funksjonen kjøres hvis nedbørsvakt gir varsel om nedbør og bakketemperatur måles lavere enn 3°C og gir maksimalt varmepådrag med turtemperatur opp mot 35°C til bakken.

### 4.2.2 Styring av Sone 2 og 3

Sone 2 og 3 styres parallelt ved bruk av snøostat som måler øvre og nedre bakketemperatur og samme nedbørsvakt som Sone 1. Snøostaten er plassert i Sone 2. Sonen har i likhet med Sone 1 fem modi som kjøres automatisk basert på definerte kjøreregler eller ved manuelt valg. Kjøreregler for funksjonene presenteres videre.

#### Av

Funksjonen kjøres hvis værprognoser gir varsel om høyere maksimal utetemperatur enn 8°C de neste 0-6 timene eller hvis bakketemperatur måles til lavere enn -10°C. Funksjonen gir ikke varmepådrag til bakken.

#### Rimsikring

Funksjonen kjøres hvis bakketemperatur måles mindre enn 2 K høyere enn beregnet duggpunktstemperatur og lavere enn 2°C. Funksjonen gir varmepådrag med turtemperatur opp mot 25°C til bakken.

#### Standby Lav

Funksjonen kjøres hvis øvre bakketemperatur måles lavere enn 1°C og værprognoser gir varsel om mer enn 0.2 millimeter snø de neste 6-18 timene. Funksjonen gir varmepådrag med turtemperatur opp mot 25°C til bakken.

#### Standby Høy

Funksjonen kjøres hvis bakketemperatur måles lavere enn 3°C og værprognoser gir varsel om mer enn 0.2 millimeter snø de neste 0-6 timene. Funksjonen gir varmepådrag med turtemperatur opp mot 30°C til bakken.

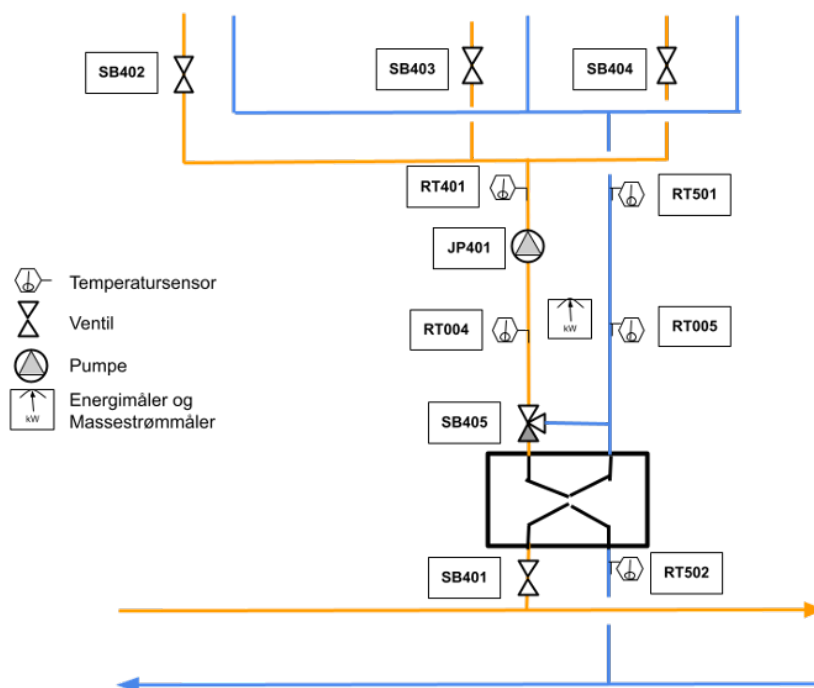
#### Smelting

Funksjonen kjøres hvis fuktsensor på snostat har vært aktiv i mer enn 10 minutter og øvre bakketemperatur måles lavere enn 3°C. Funksjonen gir maksimalt varmepådrag med turtemperatur opp mot 35°C til bakken.

### 4.3 Komponenter og måleinstrumenter ved det vannbårne snøsmelteanlegget

Snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten skal sikre snø- og isfrie flater ved bruk av vannbåren varme. Systemet er designet for å dekke ulike soner med ulikt varmebehov. Tekniske komponenter sørger for at oppvarmingen foregår etter anleggets styringsprinsipper og måleinstrumenter. Måleinstrumentene er plassert slik at målingene er mest mulig representative og fanger opp ytterpunkter, som sikrer styring ved bruk av “de verste” verdiene.

Figur 4.3.1 viser en oversikt over snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten med tilhørende komponenter og måleinstrumenter. Snøsmelteanlegget mottar varme fra byggets fjernvarmeforsyning via en varmeveksler. Det er installert måler for returvann på primærside. Fjernvarmetilførsel til varmeveksleren reguleres via toveis-ventil SB401 som kan ses nederst i figuren.



Figur 4.3.1: Skisse av snøsmelteanlegg med fjernvarmeforsyning på varmeveksler

Som det kan observeres i figur 4.3.1 er det plassert temperaturmålere som måler henholdsvis turvann og returvann på sekundærside. Anlegget har egen energi- og volumstrømmåler plassert på sekundærside av varmeveksleren, med tilhørende temperaturmålere for tur- og returvann. Snøsmelteanlegget har også egen shuntventil, SB405, som sikrer anlegget mot frost. Ventilene SB402, SB403 og SB404 er soneventiler som regulerer tilførsel for vannbåren varme til henholdsvis Sone 1, 2 og 3.

## 4.4 Innhenting og organisering av data for videre analyser

Trondheimsporten har eget system for styring og overvåkning av byggets tekniske systemer via IWMAC (IWMAC (2021)). Systemet registrerer og lagrer all data på styringen til bygget og gjør det mulig å hente ut historikk på snøsmelteanlegget fra opprettelse i 2017 og frem til i dag. Mottatte værprognoser samt hvilke funksjoner som kjøres registreres i samme system.

### 4.4.1 Innhenting av historikk på målere

For videre analyse er det studert data på målinger på alle anleggets ventiler, temperaturmålere, mottatte prognoser og funksjoner fra 1. januar 2019 og frem til 1. mars 2021. Systemet registrerer historikk ved tidspunkt for endring i verdier på målingene, slik at hyppighet og intervaller mellom hver måling varierer. Data ble lastet ned via IWMAC i .xls format.

Det ble også hentet inn historikk gjort på lokal værstasjon via Meteorologisk institutts tjeneste for å se og laste ned vær- og klimadata (MET (2021)). Data som ble lastet ned for videre analyser er historisk nedbør og snøfall, lokale vindforhold og solfaktorer. Dataen ble lastet ned i .xls format.

### 4.4.2 Organisering av data

Data ble videre importert og organisert i Python via utviklingsmiljøet PyCharm. All data ble rundet av til gjennomsnittlig verdi per 5. minutt og sortert i kolonner slik at historikk kunne settes opp mot hverandre for videre analyser. Programvarebiblioteket pandas ble benyttet for behandling av dataen, hvor datetime ble benyttet for å behandle dato-merkingen på hver måleverdi.

### 4.4.3 utfordringer

Ved behandling og videre analyse av historikk har det dukket opp flere problemstillinger underveis. Dette gjelder både ved innhenting av dataen, organisering av den, samt ved videre analyser. Disse problemstillingene vil i dette underkapitlet presenteres.

#### Datamengde

Historisk data på anlegget registreres ved endring i verdier på målerne. Dette fører til at det for hver måler er registrert store mengder data. Ved innhenting og nedlasting av dataen har det ikke vært mulig å hente ut aggregerte verdier, og de store datamengdene har ført til at nedlasting av større perioder ikke har latt seg gjøre, da systemet har stoppet opp på grunn av tidsbegrensing ved nedlastingen. Dette har ført til at det har vært nødvendig å laste ned mindre perioder med data av gangen.

#### Sammenslåing av perioder via programmeringsverktøy

Etter perioder med data har vært lastet ned har det videre blitt forsøkt å slå sammen periodene i Python. De store mengdene data har ført til at programmeringen har kræsjet ved forsøkt sammenslåing av periodene og det har derfor blitt valgt å studere mindre perioder for videre analyser. Eksempelvis er det registrert over 80000 observasjoner på enkelte målere over en fem dagers periode. Ved å behandle dataen gjennom programmering til gjennomsnittlige verdier over hvert femte minutt har historikken blitt kortet ned til 1440 observasjoner per måler over samme periode. Antallet observasjoner antas derfor tilstrekkelig for videre analyser.

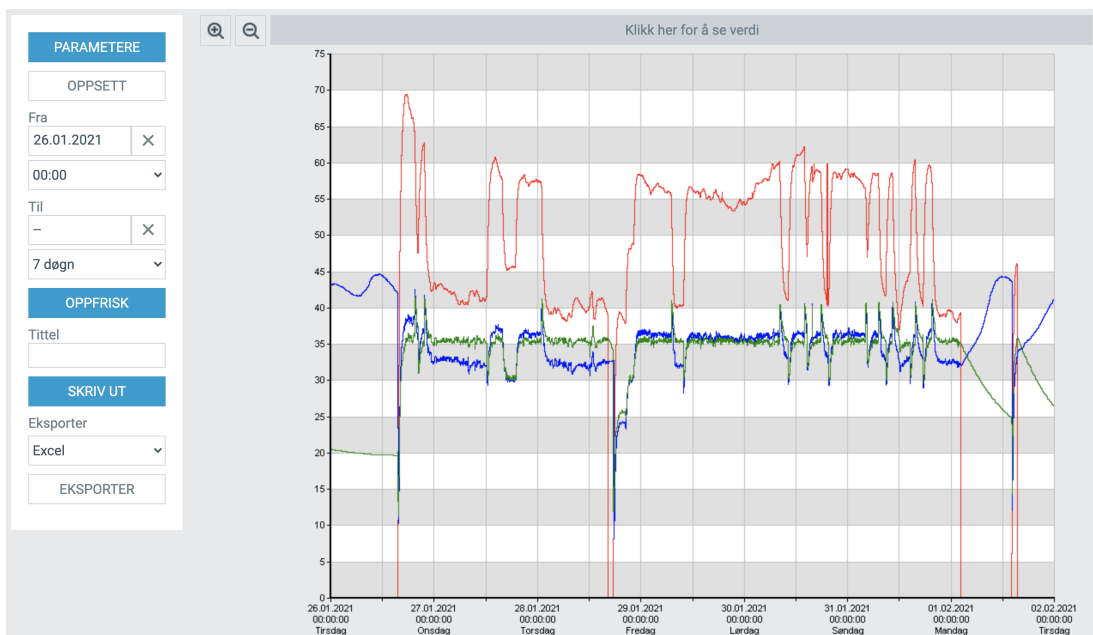
#### Mangel i måledata

Ettersom systemet med historikk på anlegget logger data ved endring i verdi har det ved nedlasting hent at datasett har manglet verdier i tider nær start- og sluttid for nedlasting. Det har derfor vært nødvendig å manuelt legge inn manglende verdier slik at periodene for datasettene ble fullstendige.

Ved nedlasting av historikk fra lokal værstasjon har det også vært varierende hvilke type data som er tilgjengelig for ulike perioder. Hyppighet på de historiske observasjonene ved værstasjonen har også variert, noe som har ført til at det ved aggregering kan forekommer enkelte avvik fra reelle verdier.

#### 4.4.4 Valg av periode for videre analyse

Med bakgrunn i utfordringene presentert over har det derfor vært nødvendig å velge perioder for videre analyse med tilstrekkelig mengde historikk, både fra snøsmelteanlegget og fra lokal værstasjon. I anleggets toppsystem er det mulig å studere måldata via et integrert system for å studere statistikk, som vist i figur 4.4.1. Verktøyet har derfor blitt tatt i bruk for å studere målinger over lengre perioder og deretter velge ut periode for videre analyse.



**Figur 4.4.1:** Eksempelbilde fra analyseverktøy i toppsystem til snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten (IWMAC (2021))

Studie av statistikk i toppsystemet samt samkjøring med værdata fra lokal værstasjon gjorde at valgt periode for videre analyse er fra 26. januar til 2. februar 2021. Perioden ble valgt med bakgrunn i kvalitet på data, variasjon i vær gjennom perioden, samt variasjon i styringen på anlegget over samme periode. Denne perioden inneholdt størst variasjon i funksjoner og målerverdier, noe som gjør at analysen kan baseres på størst mulig forskjeller i driften av anlegget. Videre analyse gjøres derfor med bakgrunn i de omtrentlige 960000 observasjonene som er gjort over denne perioden.

## Kapittel 5

# Matematiske modeller for et snøsmelteanlegg

Kapittel 5 tar for seg matematiske modeller for snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten. Modellene er bygd opp basert på prinsipper for varme- og masse-transport og tilgjengelig målinger på anlegget. Målet med modellene er å danne en forståelse for hvilke variabler som bør inkluderes i prediksjonsmodellene til systemet for å implementeres i styringen til anlegget.

Alle matematiske modeller vil bli presentert med forklarende skisser og likninger. Antagelser og usikkerheter i modellene vil bli forklart underveis.

Det vil i kapittelet presenteres tre modeller for endring i bakketemperatur. Den første modellen omhandler endring i bakketemperatur uten tilført effekt og gir et innblikk i hvilke faktorer som vil påvirke bakketemperaturen når det ikke tilføres varme til bakken. Videre vil modell 2 omhandle endring i bakketemperatur med tilført effekt utenfor nedbørstider. Modellen legger grunnlaget for en prediksjonsmodell som kan benyttes til oppvarming av bakken i forkant av snøfall. Den siste modellen tar for seg hvordan bakketemperatur vil endres under nedbørstid og legger dermed grunnlaget for en prediksjonsmodell som kan styre effektpådraget i bakken ved nedbør.

Det vil i siste del av dette kapittelet presenteres hvordan målinger gjort på systemet kan benyttes til feilsøking underveis i styringen ved hjelp av prinsipper innen varme- og massetransport.

## 5.1 Varmetransport i systemet

Termodynamikkens første lov fastslår at den totale mengden energi i et system er bevart, og at dermed eneste måten energien i systemet kan endres er ved at energi krysser grensene til systemet. Dette kan formuleres matematisk ved likning 5.1.1

$$\Delta E_{st}^{tot} = Q - W \quad (5.1.1)$$

hvor  $\Delta E_{st}^{tot}$  beskriver endringen i den totale energien til systemet,  $Q$  beskriver netto varmeoverføring til systemet og  $W$  beskriver netto arbeid gjort av systemet.

For et snøsmelteanlegg er det naturlig å betrakte bakken som vårt system. Etersom det ikke gjøres noe arbeid på eller av systemet vil derfor all endring i energi skje i form av varmeoverføring til og fra bakken. Dette gjør at vi kan skrive om likning 5.1.1 til

$$\frac{dE}{dt} = \dot{Q} - \dot{Q}_{loss} \quad (5.1.2)$$

hvor  $\frac{dE}{dt}$  beskriver endringen i energi i systemet. Det kan antas at endringen i energi i kontrollvolumet slår ut i endring av bakketemperatur. Videre vil endringen i energi være lik varmeeffekten som blir tilført systemet,  $\dot{Q}$ , minus varmeeffekten som forsvinner ut av systemet,  $\dot{Q}_{loss}$ . For et snøsmelteanlegg vil varme tilført systemet være kjent ved målere på anlegget. Faktorene som påvirker varmen som forsvinner ut av systemets grenser vil kontinuerlig endres på grunn av skiftene lokale forhold. Det kan antas at tap i systemet vil være delt i fire: henholdsvis i form av konveksjon til luften, varmetap til bakken, stråling til atmosfæren samt energi som går til smelting av nedbør. Systemet vil dermed kunne beskrives som i likning 5.1.3

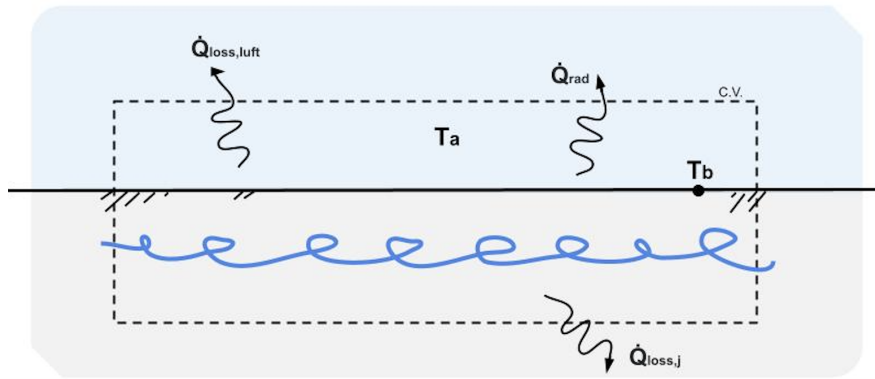
$$\frac{dE}{dt} = \dot{Q} - \dot{Q}_{loss,luft} - \dot{Q}_{loss,j} - \dot{Q}_{rad} - \dot{Q}_{def} \quad (5.1.3)$$

hvor  $\dot{Q}_{loss,luft}$  er varmetap til luften,  $\dot{Q}_{loss,j}$  er varmetap til bakken,  $\dot{Q}_{rad}$  er netto stråling til og fra flaten og  $\dot{Q}_{def}$  varmetap som går til smelting.

### 5.1.1 Modell 1 - Endring i bakketemperatur uten tilført effekt

I Modell 1 er systemet studert når det ikke tilføres varme fra snøsmelteanlegget til bakken. I tilfeller hvor det ikke tilføres varme vil det ikke være nedbør og vi sitter dermed igjen med tre faktorer som påvirker systemet, henholdsvis varmetap til luften og til bakken, samt netto stråling, som vist i figur 5.1.1.





**Figur 5.1.1:** Bevaring av energi i et lukket system over et tidsintervall for bakke uten tilført effekt

Med utgangspunkt i likning 5.1.3 kan vi fjerne effektledet og tap til smelting av nedbør, og vi sitter igjen med fire ledd i likningen. Systemet kan derfor beskrives med likning 5.1.4

$$C \frac{dT_b}{dt} = -hA(T_b - T_a) - \dot{Q}_{rad} - \dot{Q}_{loss,j} \quad (5.1.4)$$

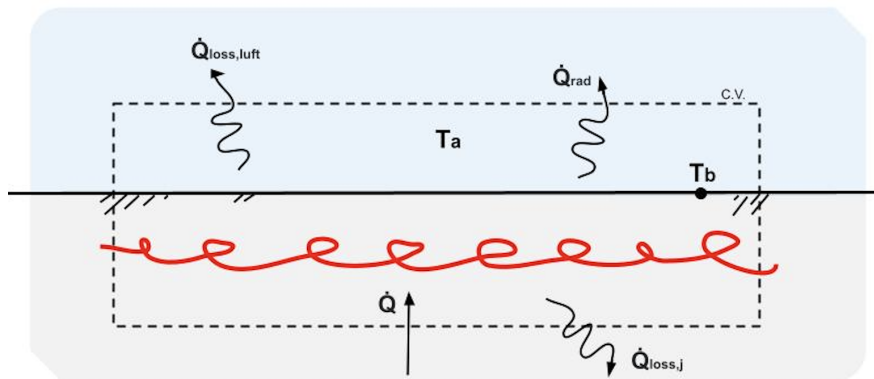
hvor  $h$  er den lokale konveksjonskoeffisienten med benevnning  $W/m^2K$ , mens  $A$  er arealet for flaten i  $m^2$  og  $(T_b - T_a)$  temperaturdifferansen mellom henholdsvis bakken og omkringliggende luft i  $K$ .  $\dot{Q}_{loss,j}$  er varmetap til bakken i watt.  $\dot{Q}_{rad}$  vil her beskrive forholdet mellom absorbert og reflektert stråling, og vil være avhengig av variabler som solfaktor og skydekke. Endringen i systemet er gitt ved produktet mellom  $\frac{dT_b}{dt}$ , som beskriver endringen av bakketemperatur med enhet  $K/s$ , og  $C$ , som er varmekapasiteten til bakken med enhet  $J/K$ .  $C$  kan beregnes ved likning 5.1.5.

$$C = c_p \rho A \delta \quad (5.1.5)$$

hvor  $c_p$  er spesifikk varmekapasitet for materialet i  $J/kgK$ ,  $\rho$  er tettheten til materiale i  $kg/m^3$ ,  $A$  er arealet for flaten i  $m^2$  og  $\delta$  er tykkelsen i meter. De vanligste materialene som benyttes over snøsmelteanlegg er asfalt, betong og brostein/belegningsstein/heller. Spesifikk varmekapasitet vil være kjent, mens det for tetthet og tykkelse vil være variasjoner, noe som kan gi store usikkerheter ved beregning. Det er derfor hensiktsmessig å benytte historikk for å predikere systemet, i stedet for å beregne hvert ledd alene.

### 5.1.2 Modell 2 - Endring i bakketemperatur med tilført effekt utenfor nedbørstid

For å forstå hvordan bakketemperaturen vil endre seg med tilført effekt i forkant av nedbør, er det studert hvilke faktorer som vil påvirke bakketemperaturen. Systemet kan beskrives som vist i figur 5.1.2.



**Figur 5.1.2:** Bevaring av energi i et lukket system over et tidsintervall for bakke med tilhørende snøsmelteanlegg

I perioder hvor anlegget får tilført effekt uten at det kommer nedbør vil produktet av endringen i bakketemperatur over tid og bakkens varmekapasitet tilsvare mengden effekt som blir tilført systemet fra snøsmelteanlegget, minus mengden energi per tid som forsvinner ut av systemet. Tilført effekt i systemet kan derfor beskrives ved likning 5.1.6:

$$\dot{Q} = C \frac{dT_k}{dt} + hA(T_b - T_a) + \dot{Q}_{loss,j} + \dot{Q}_{rad} \quad (5.1.6)$$

For dette systemet vil det måtte antas hva som blir korrekt definert temperatur,  $T_k$ , i likningen. Etersom snøsmelteanlegget tilfører effekt via vannbåren varme, og temperaturen vil variere gjennom rørsløyfene, vil det være stor usikkerhet rundt definisjonen av denne. For å estimere  $T_k$  er det lagt frem to forslag i likning 5.1.7 og 5.1.8, hvor  $T_t$  og  $T_r$  beskriver henholdsvis turvann og returvann i rørsløyfene.

$$T_k = \frac{T_t + T_b}{2} \quad (5.1.7)$$

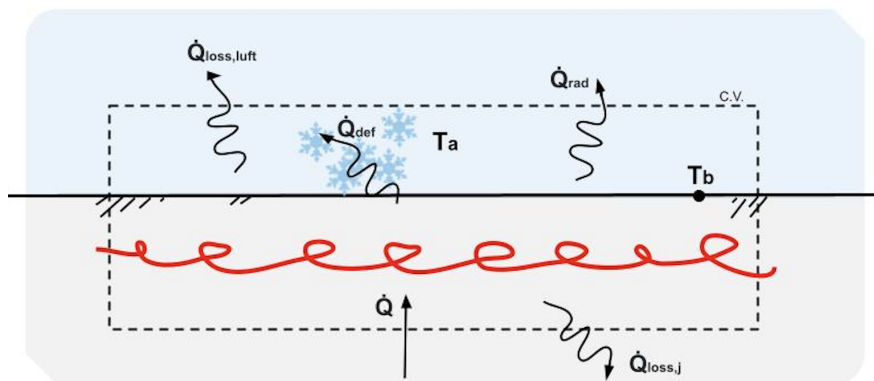
$$T_k = \frac{T_t + T_r}{2} - T_b \quad (5.1.8)$$

Det vil være mange usikkerheter rundt modellen. Varmetap til bakken er ukjent, samtidig som varmetap til luften vil variere i stor grad, begge i likhet

med Modell 1. Riktig definert temperatur samt varmekapasitet er også ukjent, noe som gjør at det vil være vanskelig å kalkulere hvert ledd i likningen. Modellen gir likevel en god indikasjon på hvilke målinger og variabler som kan benyttes i en prediksjonsmodell for bakketemperatur i perioder med oppvarming utenfor nedbørstid.

### 5.1.3 Modell 3 - Endring i bakketemperatur med tilført effekt ved nedbør

I nedbørsperioder er det viktig at bakken holder høy nok temperatur til at snøfall smeltes når det treffer bakken. Ideelt sett er bakken varmet opp tilstrekkelig i forkant av nedbørsperioden, slik at det kun er nødvendig å tilføre systemet nok effekt til at overflatetemperaturen holdes konstant. I praksis ligger ofte overflatetemperaturen  $1^\circ\text{C}$  lavere enn ønsket temperatur for smelting. Gjennom nedbørsperioder må det også tas høyde for varmetap i systemet som går med til smelting av snø, som vist i figur 5.1.3



Figur 5.1.3: Bevaring av energi i et lukket system over et tidsintervall for bakke med tilført effekt i en nedbørsperiode.

En matematisk modell for systemet må inkludere varmetap i form av snøsmelting. Ved å legge til smelting som  $\dot{Q}_{\text{def}}$  kan vi skrive om energibalansen, og vi sitter dermed med en modell gitt ved likning 5.1.9.

$$C \frac{dT_k}{dt} = \dot{Q} - hA(T_b - T_a) - \dot{Q}_{\text{def}} - \dot{Q}_{\text{rad}} - \dot{Q}_{\text{loss,j}} \quad (5.1.9)$$

Det vil i likhet med Modell 2 være mange usikkerheter i modellen. Riktig temperaturledd er også her vanskelig å definere, i tillegg til varmekapasitet og tidligere definerte tap i form av konveksjon til luften, stråling og tap til bakken. Varmetap til smelting vil variere med blant annet nedbørsmengde og tilfører dermed enda en usikkerhet. Modellen gir likevel god indikasjon på variabler

som bør studeres og om mulig inkluderes i en prediksjonsmodell for systemet.

Ved å sortere likning 5.1.9 slik at vi får tilført effekt på venstre side sitter vi igjen med en modell for forholdet mellom effekt tilført systemet fra snøsmelteanlegget og endring i bakketemperatur, gitt ved likning 5.1.10

$$\dot{Q} = C \frac{dT^*}{dt} + hA(T_b - T_a) + \dot{Q}_{def} + \dot{Q}_{rad} + \dot{Q}_{loss,j} \quad (5.1.10)$$

hvor  $\frac{dT^*}{dt}$  er temperaturendringen vi ønsker oss ved nedbørstiden.

### 5.1.4 Diskusjon rundt usikkerheter og bruk av modellene

Modellene som er presentert over beskriver teoretisk hvilke faktorer som vil påvirke bakketemperaturen for en flate med tilhørende snøsmelteanlegg gjennom ulike perioder av driften til anlegget. For alle modellene er det flere variabler som kontinuerlig endres. Dette gjør at systemene ikke kan studeres med få målinger, men heller må studeres over tid for å gi forståelse av hvordan variablene henger sammen.

Modellene er ment for å gi en indikasjon på hvilke variabler og målinger som kan benyttes for å predikere fremtidig bakketemperatur i ulike perioder av driften til et snøsmelteanlegg. Alle variabler i modellene som blir gitt ved målere på anlegget bør inkluderes når bakketemperaturen predikeres. For variabler som ikke blir målt vil modellene gi en indikasjon på målere som kan settes opp på anlegget for å gi høyere nøyaktighet i prediksjonen. Eksempelvis kan konveksjonskoeffisienten  $h$  estimeres med høyere nøyaktighet hvis måler på lokale vindforhold inkluderes på anlegget og lokale solforhold og skydekke vil gi modellen mulighet til å ta hensyn til radiasjon ved  $\dot{Q}_{rad}$ .

## 5.2 Feilsøking

Ettersom den prediktive styringen tar utgangspunkt i historikken på anlegget vil potensielle endringer og feil i systemet føre til suboptimal styring. Feil på anlegget kan føre til overforbruk av effekt, snøfall som ikke blir smeltet eller isdannelse på bakken. Det bør derfor implementeres mulig feildetektering i styringen til anlegget. Videre vil en metode for feildetektering presenteres med bakgrunn i teoretisk varmeoverføring ved anleggets varmeveksler.

### 5.2.1 Varmeveksler og feil på ventil

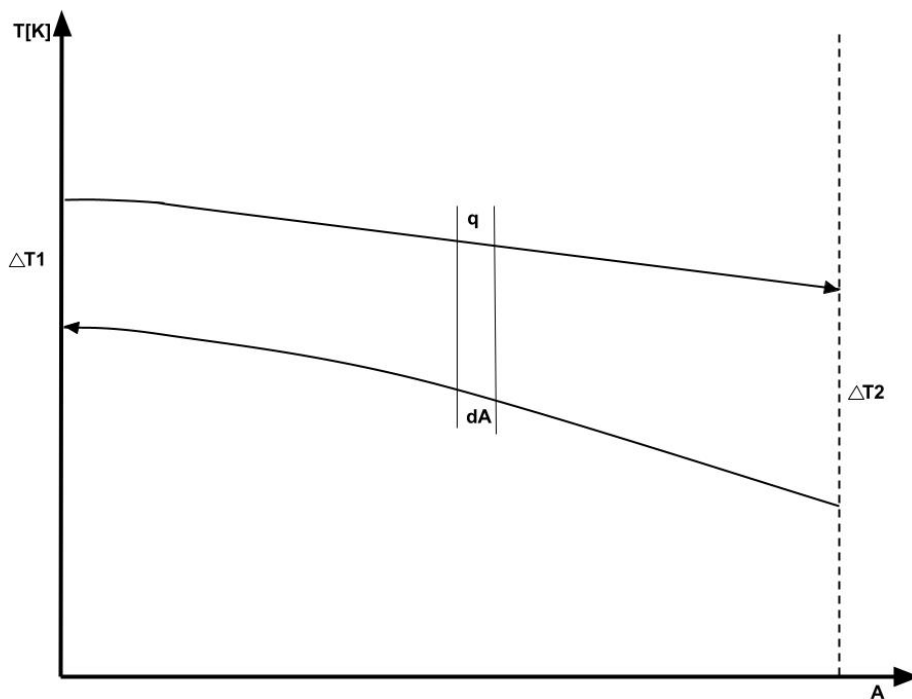
Varmeveksleren i det vannbårne snøsmelteanlegget sørger for varmeoverføring fra fjernvarme til væsken som brukes i rørsystemet til snøsmelteanlegget. En effektiv varmeveksler sørger for høy utvinning av effekt mellom væskene og avhenger av varmevekslerens overordnede varmeoverføringskoeffisient  $U$ . Ettersom  $U$  skal være konstant for systemet kan kontinuerlig kalkulerings av denne benyttes for feilsøking ved styringen av anlegget.

Avgitt effekt fra varmeveksleren kan beskrives ved formel 5.2.1

$$\dot{Q} = UA\Delta T_{lm} \quad (5.2.1)$$

hvor  $\dot{Q}$  er avgitt effekt i W,  $U$  er varmeoverførings koeffisienten til varmeveksleren i  $W/m^2K$ ,  $A$  er areal for varmeoverføring i  $m^2$  og  $\Delta T_{lm}$  er den midlere logaritmiske temperaturdifferansen i K.

Kalkuleringen av den midlere logaritmiske temperaturdifferansen vil være avhengig av hvilken type varmeveksler som benyttes hos snøsmelteanlegget. Ved Trondheimsporten benyttes en motstrømsvarmeveksler og temperaturdifferansen vil dermed kunne illustreres som vist i figur 5.2.1



Figur 5.2.1: Temperaturdifferanser i en motstrømsvarmeveksler

$\Delta T_{lm}$  for en motstrømsvarmeveksler kan beregnes ved likning 5.2.2

$$\Delta T_{lm} = \frac{\Delta T_1 - \Delta T_2}{\ln \frac{\Delta T_1}{\Delta T_2}} \quad (5.2.2)$$

hvor  $\Delta T_1$  er temperaturdifferansen mellom turvann på primærside og returvann på sekundærside, og  $\Delta T_2$  returvann på primærside og turvann på sekundærside. Ved å skrive om likning 5.2.1 kan vi finne  $UA$ -verdien til varmeveksleren, som vist i likning 5.2.3.

$$UA = \frac{\dot{Q}}{\Delta T_{lm}} \quad (5.2.3)$$

Ettersom  $UA$ -verdi på varmeveksler skal være konstant kan dette benyttes for å oppdage problemer på anlegget. Om forholdet mellom avgitt effekt og den midlere logaritmiske temperaturdifferansen skulle gi store avvik kan grunnen eksempelvis være feil på ventil på primærside. Dette vil skape problemer ved styring og kan forårsake ekstra varmebruk, noe som bør unngås. Noe avvik ved kontinuerlig utregning av  $UA$ -verdi på anlegget må påberegnes, da presise verdier krever nøyaktige og samtidige målinger på vanntemperatur og avgitt effekt.

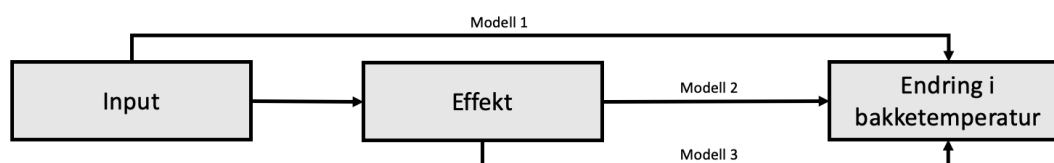
## Kapittel 6

# Verktøy for prediksjon basert på historikk

Med bakgrunn i de matematiske modellene presentert i kapittel 5 er det utviklet kode basert på ulike modeller for prediksjon. Prediksjonmodellene tar utgangspunkt i måldata hentet ut som diskutert i kapittel 4.4, og vil i sin helhet beskrives i dette kapittelet.

For prediktiv styring av et vannbårent snøsmelteanlegg er det i hovedsak to kritiske verdier som må kunne predikeres med høy treffsikkerhet. Disse er effekten anlegget gir til bakken og hvordan temperaturen i bakken endrer seg med denne. Hvis disse lar seg predikere med høy treffsikkerhet vil vi kunne justere effekten og dermed endre bakketemperaturen til ønsket temperatur for smelting i forkant av varslet snøfall.

I kapittel 5 ble det presentert tre matematiske modeller som hver beskriver teoretisk hvordan temperaturen i bakken skal endre seg ved tre ulike scenarier: når det ikke blir gitt varmpådrag til bakken og det ikke er nedbør, når det blir gitt varmpådrag til bakken og det ikke er nedbør, og når det blir gitt varmpådrag til bakken og det er nedbør. Dette kan beskrives med et flytskjema, som vist i figur 6.0.1.



**Figur 6.0.1:** Beskrivelse av prediksjonmodellenes informasjonsflyt

Figur 6.0.1 viser tre bokser: Input, Effekt, og Endring i bakketemperatur.

Målet med prediksjonsanalysen er derfor først å finne hvilke inputverdier (parametere) som styrer henholdsvis effekt som blir gitt til bakken, samt hvilke verdier som kan brukes til å predikere hvordan temperaturen i bakken endrer seg når det ikke blir gitt effekt til bakken. Videre vil det være nødvendig å finne en prediksjonsmodell som kan forutsi hvordan temperatur i bakken endrer seg når det blir tilført effekt for oppvarming.

## 6.1 Innledende analyse av snøsmelteanlegget

I den innledende analysen blir dataen visualisert. Ved visualisering er det mulig å fange opp trender, det vil være mulig å detektere feil på målinger og det vil gi en indikasjon på hvordan samspillet i systemet fungerer. Visualiseringen ble gjennomført i Python ved bruk av bibliotek som pandas, numpy og matplotlib.

I denne delen av analysen var målet å få oversikt over anlegget. Det ble studert om komponentene fungerte som de skulle og om det fantes feil på målinger eller komponenter i perioden. Potensielle feil på anlegget vil føre til feil i prediksjonsmodellene og dermed gjøre at anlegget styres feil ved senere implementering i styringen og reguleringen av snøsmelteanlegget.

## 6.2 Prediksjonsmodeller for systemet

Etter innledende analyse ble det brukt regresjon for å studere korrelasjon mellom målte verdier basert på observerte trender. De lineære regresjonsmodellene vil ved god korrelasjon mellom målte verdier fungere som prediksjonsmodeller for fremtidige målinger og danner grunnlaget for prediktiv styring av anlegget.

### 6.2.1 Lineær relasjon mellom to parametere

Etter den innledende analysen ble det gjort en korrelasjonsanalyse for å studere sammenhengen mellom de ulike variablene i systemet. Det ble først forsøkt å studere lineær relasjon mellom en variabel,  $y$ , og en enkel prediksjonsvariabel,  $x$ . Den lineære tilnærmingen ble gjort ved bruk av numpy, og kan beskrives matematisk som vist i formel 6.2.1

$$y = \rho_0 + \rho_1 x_t + \epsilon \quad (6.2.1)$$

hvor  $\epsilon$  er feilen.  $\rho_1$  beskriver forventningsverdi for  $y$  for gitt endring  $x_t$ , hvor  $x_t$  er den påvirkende variabelen.  $\rho_0$  er forventningsverdi for  $y$  når  $x_t$  er lik null.



Den lineære relasjonen som best beskrev dataen ble så funnet ved bruk av minste kvadraters metode. Minste kvadraters metode måler avstand fra den estimerte modellen til de målte verdiene og finner deretter den modellen som gir minst samlet avstand, og dermed best tilpasning til målingene. Samlet avstand blir summert til kvadratsummen, som vist i likning 6.2.2, og modellen med lavest kvadratsum blir så valgt. Kvadratsummen er kjent som “Sum of Squares of the Errors”, derav benevnningen SSE, og vil ved lave verdier indikere en god modell.

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (6.2.2)$$

I likning 6.2.2 beskriver  $y_i$  målte verdier og  $\hat{y}_i = \hat{\rho}_0 + \hat{\rho}_1 x_i$  er regresjonsmodellen vi ønsker å finne, ved å gjøre SSE minst mulig.  $\hat{\rho}_1$  og  $\hat{\rho}_0$  finnes ved likning 6.2.3 og 6.2.4 under.

$$\hat{\rho}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) y_i}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (6.2.3)$$

$$\hat{\rho}_0 = \bar{y} - \hat{\rho}_1 \bar{x} \quad (6.2.4)$$

hvor  $\bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i$  og  $\bar{y} = \sum_{i=1}^n y_i$ .

For å karakterisere hvor godt modellen passer til dataen ble det deretter brukt  $R^2$  som indikasjon på hvor god estimeringsverdi det var i modellen.  $R^2$ , kalt “coefficient of determination”, forteller sammenhengen mellom målte verdier og estimert verdi ved modellen, og kan beskrives matematisk ved likning 6.2.5

$$R^2 = \frac{\sum (\hat{y}_t - \bar{y})^2}{\sum (y_t - \bar{y})^2} \quad (6.2.5)$$

hvor  $\hat{y}$  er predikerte verdier og  $y$  er målte verdier for prediksjonsvariabelen.  $R^2$  gir verdier mellom 0 og 1, hvor  $R^2=1$  indikerer at prediksjonen er lik de målte verdiene, og hvor  $R^2=0$  indikerer at det ikke finnes relasjon mellom prediksjonen og målte verdier.

## 6.2.2 Lineær relasjon mellom flere parametere

Som det ble diskutert i kapittel 5 er det flere parametere som vil påvirke hvordan bakketemperaturen endrer seg. For å predikere bakketemperatur må det derfor innføres flere variabler i prediksjonsmodellen. Ved å tilegne den lineære modellen 6.2.1 ekstra variabler kan dermed modellen skrives om matematisk og formuleres som vist i likning 6.2.6

$$y = \rho_0 + \rho_1 x_1 + \rho_2 x_2 + \dots + \rho_p x_p + \epsilon \quad (6.2.6)$$

hvor  $\epsilon$  er feilen.  $\rho_p$  beskriver forventet endring i variabel  $y$  for gitt endring  $x_i$ .  $x_i$  er en påvirkende variabel.  $\rho_0$  er  $y$ -verdi når alle påvirkende variabler er lik null.

Modellen finnes på tilsvarende måte som modell med en påvirkende variabel (likning 6.2.1) ved bruk av minste kvadraters metode og kvadratsummen. For programmeringen ble det her brukt scikit-learn, som åpner for regresjon med hensyn på flere variabler.

Ved innføring av flere påvirkende variabler er det nødvendig å evaluere regresjonsmodellen med noe modifikasjoner. Ettersom  $R^2$  stort sett alltid vil øke med innføring av ekstra variabler vil vi kunne innføre flere variabler enn nødvendig og fortsatt oppnå høyere treffsikkerhet. For å bedre kunne karakterisere hvor god modellen er ved flere variabler ble det derfor benyttet  $R^2$ -justert.

$R^2$ -justert gir en mer presis vurdering av prediksjonsmodeller med flere variabler, ettersom den tar hensyn til hvor mange variabler som inkluderes i modellen, og kan skrives som vist i formel 6.2.7:

$$R^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{T - 1}{T - k - 1} \quad (6.2.7)$$

hvor  $T$  er mengde observert data og  $k$  er antall variabler. Modellen gjør at antall valgte variabler ikke nødvendigvis øker treffsikkerheten til modellen og gjør det derfor enklere å velge riktig variabler for prediksjonen.

## 6.3 Evaluering av prediksjonsvariabler

For å sikre at valgt modell for prediksjon blir best mulig ble det i analysen brukt ulike statistikker rundt modellene ved hjelp av Python-pakken statsmodels. Indikator som ble brukt for å evaluere relevansen til prediksjonsvariablene i modellen er “ $P > |t|$ ” (McAleer (2020)).

Ved bruk av flere variabler i en prediksjonsmodell er “ $P > |t|$ ” et nyttig verktøy for å evaluere hvor nyttig variabelen er for prediksjonen. Jo mindre “ $P > |t|$ ”-verdien er for en variabel, jo mer relevant er den. Under analysen fungerte dette dermed som en god indikasjon på hvilke variabler som skulle benyttes for å oppnå en god prediksjonsmodell.

“ $P > |t|$ ” gir hver variabel en verdi mellom 0 og 1. Verdien indikerer hvor stor sannsynligheten er for at variabelens betydning er null i prediksjonsmodellen. Eksempelvis kan variabler som benyttes med “ $P > |t|$ ”-verdi opp mot 1 fjernes fra modellen, da de vil ha veldig liten eller null innvirkning på predikert verdi i modellen. Et eksempel er gitt i figur 6.3.1.

```

OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:      Bakketemperatur      R-squared:          0.996
Model:              OLS                    Adj. R-squared:     0.996
Method:             Least Squares                F-statistic:        1.260e+05
Date:               Tue, 08 Jun 2021              Prob (F-statistic): 0.00
Time:               17:48:22                      Log-Likelihood:     1446.3
No. Observations:  1437                    AIC:                -2885.
Df Residuals:       1433                    BIC:                -2864.
Df Model:           3
Covariance Type:    nonrobust
=====
                    coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const              -0.0312     0.013      -2.474     0.013     -0.056     -0.006
Effekt_nå           0.0004     0.000     3.059     0.002     0.000     0.001
Lufttemperatur_nå  0.0009     0.002     0.394     0.694     -0.004     0.005
Bakketemperatur_nå 0.9958     0.003    396.196     0.000     0.991     1.001
=====
Omnibus:           1178.233      Durbin-Watson:      1.666
Prob(Omnibus):     0.000         Jarque-Bera (JB):   108989.610
Skew:              -3.208        Prob(JB):           0.00
Kurtosis:          45.180        Cond. No.           412.
=====

```

Figur 6.3.1: Eksempel på OLS resultater fra simulering i Python

I figuren er resultater fra en simulering gjort i Python presentert. Innenfor rød markering er indikatoren gitt for modellens prediksjonsvariabler. I dette eksempelet oppnår lufttemperaturen en relativt høy “ $P > |t|$ ”-verdi, og kan dermed sannsynligvis droppes fra modellen uten at det går på bekostning av modellens treffsikkerhet. Gjennom studiene ble det derfor forsøkt med en rekke variabler for å studere hva som bør inkluderes for å oppnå den beste modellen.

## Kapittel 7

# Resultater fra innledende analyse av snøsmelteanlegget

I kapittel 7 blir funn og resultater fra den innledende analysen presentert og diskutert. Det ble her studert hvordan målingene varierer gjennom perioden for å få en helhetlig forståelse av systemet. Resultatene legger grunnlaget for videre studier mot korrelasjon og prediksjonsmodeller som kan benyttes i styringen til anlegget.

Første del av kapittelet omhandler energibruken til snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten og presenterer energitall for de siste årene sammenliknet mot erfaringstall gjort fra andre anlegg. Videre blir resultater fra analyse gjort på målere ved anlegget presentert og diskutert.

### 7.1 Energiforbruk

For analyse av energi- og effektforbruk ble det hentet ut timesdata fra snøsmelteanleggets toppsystem. Ettersom anlegget gikk over til prognosestyring høsten 2017 ble forbruksdata fra årsskifte 2018 og frem til 2021 benyttet. Tabell 7.1.1 viser totalt årlig forbruk av energi ved anlegget de tre foregående årene.

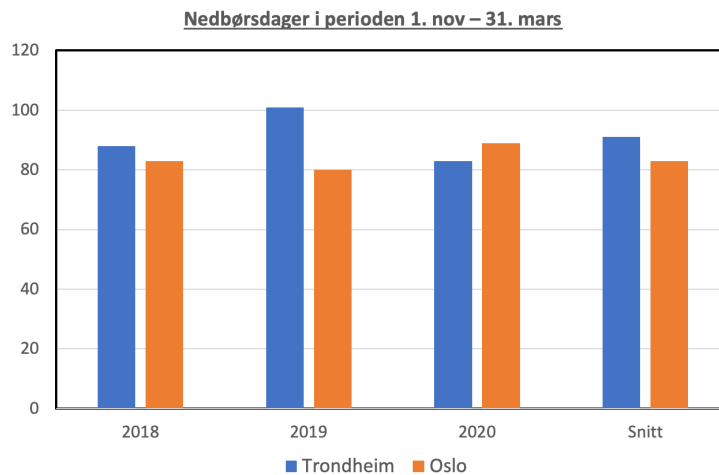
**Tabell 7.1.1:** Årlig forbruk av energi ved Trondheimsporten snøsmelteanlegg de siste tre årene

<b>Sesong</b>	<b>Energiforbruk (kWh/m<sup>2</sup>)</b>
2017/2018	118
2018/2019	120
2019/2020	139
<b>Snittforbruk</b>	<b>126</b>

Som det kan ses i tabellen har anlegget et generelt lavt energiforbruk. År 2019 ga noe høyere forbruk enn resterende perioder. Dette har sammenheng med at det mellom 1. november og 31. mars samme år ble registrert nedbør 101 dager. Til sammenlikning ble det registrert henholdsvis 88 og 83 dager med nedbør i 2020 og 2018, og det var dermed nesten 20% økning i dager som krevde smelting på anlegget.

Sammenliknet med erfaringstall fra eldre anlegg presentert i kapittel 3, tabell 3.2.1, har anlegget meget lavt spesifikt energiforbruk. Samtidig er det flere faktorer som gjør sammenlikningen noe unyansert. Resterende anlegg presentert i tabellen baserer seg på andre styringsmetoder. Nyere og mer moderne anlegg som Trondheimsporten har tatt i bruk prognosebasert styring, noe som har kuttet energibruken til anleggene. Høyeste effektuttak på anlegget er målt til 150 W/m<sup>2</sup>, noe som også er en del lavere enn erfaringstallene presentert i tabellen. I tillegg avhenger energiforbruket på snøsmelteanlegg i stor grad av været, og siden anlegget er lokalisert ulikt geografisk bør derfor været tas til betraktning.

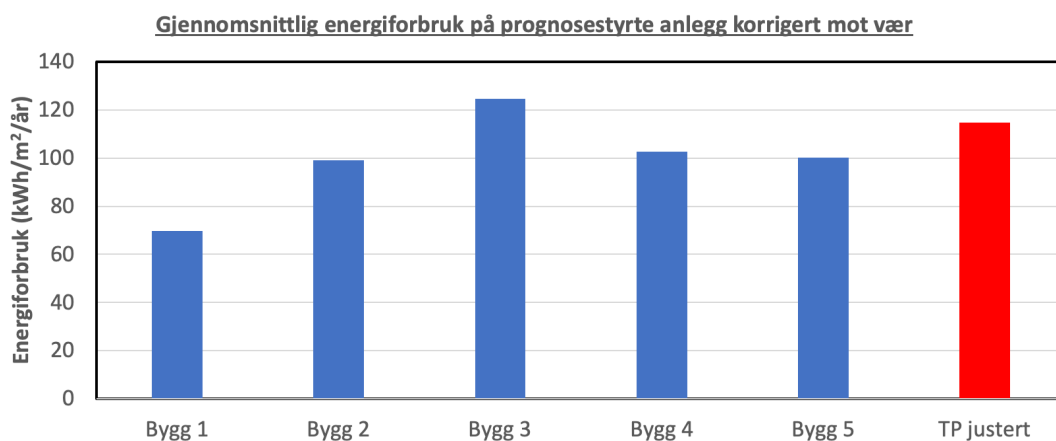
Med bakgrunn i dette ble det studert værdata som kan gi en indikasjon på geografiske forskjeller i vær og dermed en mer nyansert sammenlikning. Figur 7.1.1 viser antall nedbørsdager for Trondheim og Oslo gjennom snøsmelteseongen, 1. november til 31. mars, de tre siste årene.



**Figur 7.1.1:** Antall nedbørsdager i Trondheim og Oslo de siste tre årene med gjennomsnitt til høyere i figuren

Som det kan observeres i figuren er det forskjeller mellom byene i antall nedbørsdager. Med unntak av 2020 har det vært hyppigere nedbør gjennom vinterhalvåret i Trondheim, noe som må tas i betraktning. Gjennomsnittlig har det vært åtte dager med ekstra nedbør i Trondheim de siste tre årene. Om man antar at disse årene gir et godt nok bilde på forskjell i nedbørsdager vil dermed gjennomsnittet heller telle for anlegget på Trondheimsporten, og det kan derfor antas at anlegget er mer energieffektivt enn de ulikt styrte snøsmelteanleggene.

Videre er det også blitt sammenliknet energiforbruk mot de fem andre prognosestyrte anleggene presentert i kapittel 3, tabell 3.3.1. Ettersom disse også har beliggenhet i eller rundt Oslo er Trondheimsportens energiforbruk justert med hensyn på antall nedbørsdager. Dette er vist i figur 7.1.2.

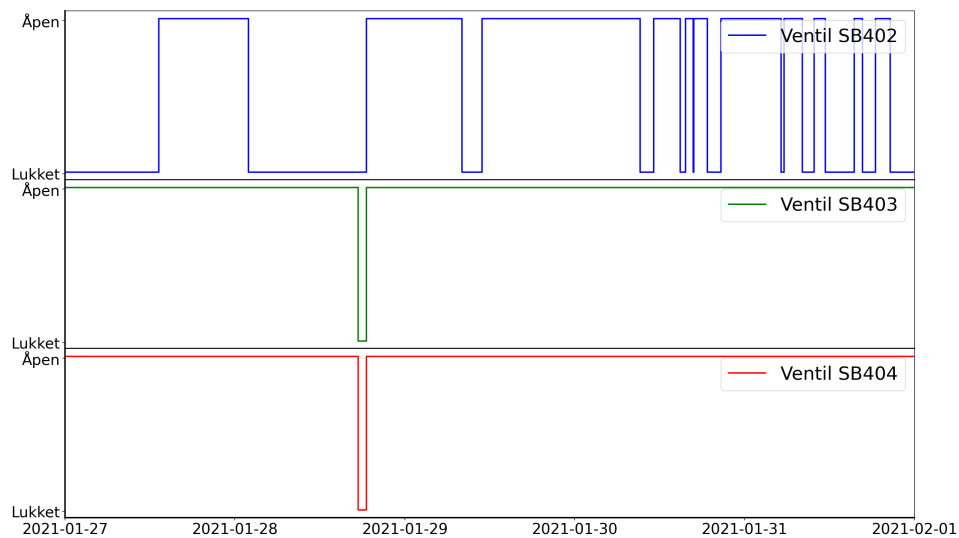


**Figur 7.1.2:** Energiforbruk ved prognosestyrte anlegg justert med hensyn på antall nedbørsdager

Som figuren viser har Trondheimsporten et energiforbruk som tilsvarende andre prognosestyrte snøsmelteanlegg ved justering med hensyn på nedbørsdager. Det er noe forskjeller mellom byggene, og grunnene til dette kan være mange, som diskutert i kapittel 3. Det kan derfor konkluderes med at energiforbruket til Trondheimsporten snøsmelteanlegg er normalt for sin type styring.

## 7.2 Tidsserieanalyse på anleggets ventiler

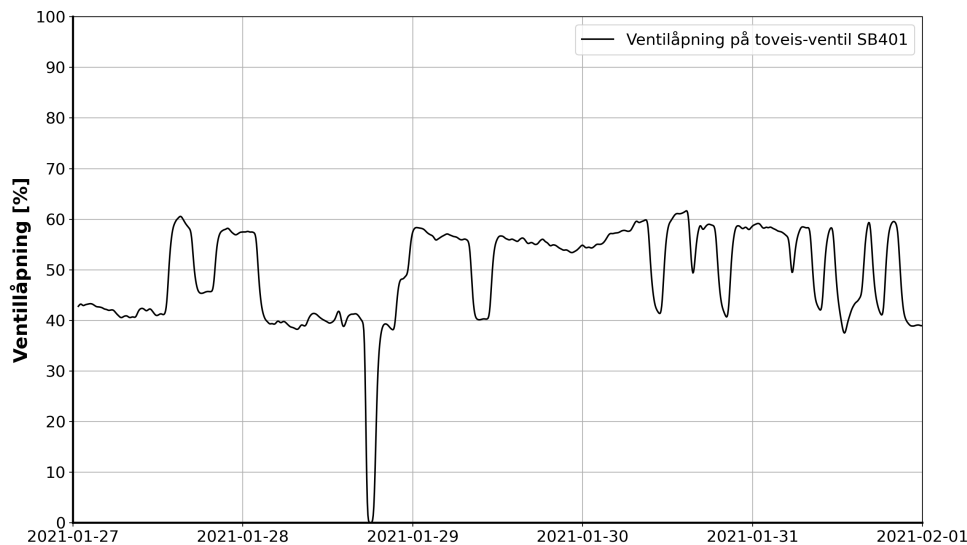
Det ble i kapittel 4 lagt frem styringsprinsipper for anlegget. Her ble det presentert hvordan Sone 1 opererer ulikt med sone 2 og 3, hvor de benytter seg av ulike temperaturfølere men samme nedbørsvakt. Under presenteres målte verdier på ventiler i anlegget gjennom perioden. Soneventilene SB402 (Sone 1), SB403 (Sone 2) og SB404 (Sone 3) styrer varmetilførsel til sonene, og har beliggenhet i systemet som vist i figur 4.3.1. Figur 7.2.1 viser når ventilene er åpnet og lukket.



**Figur 7.2.1:** Regulering av soneventiler for varmetilførsel gjennom analysert periode

Som det kan ses i figuren opererer Sone 1 ulikt med Sone 2 og 3. Med unntak av mellom 1730-1830 den 28. januar står ventilene til Sone 2 og 3 åpne gjennom hele perioden. Ventil for Sone 1 åpnes og lukkes med mer hyppighet. Dette tyder på at sonene har ulikt oppvarmingsbehov.

Toveis-ventilen styrer fjernvarmetilførselen til snøsmelteanleggets varmeveksler. For at det ikke skal gå varme på anlegget når det ikke er behov for oppvarming er det derfor viktig at ventilen har riktig størrelse, slik at det ikke sløses med energi på anlegget. Figur 7.2.2 viser åpning på toveis-ventil gjennom samme periode.

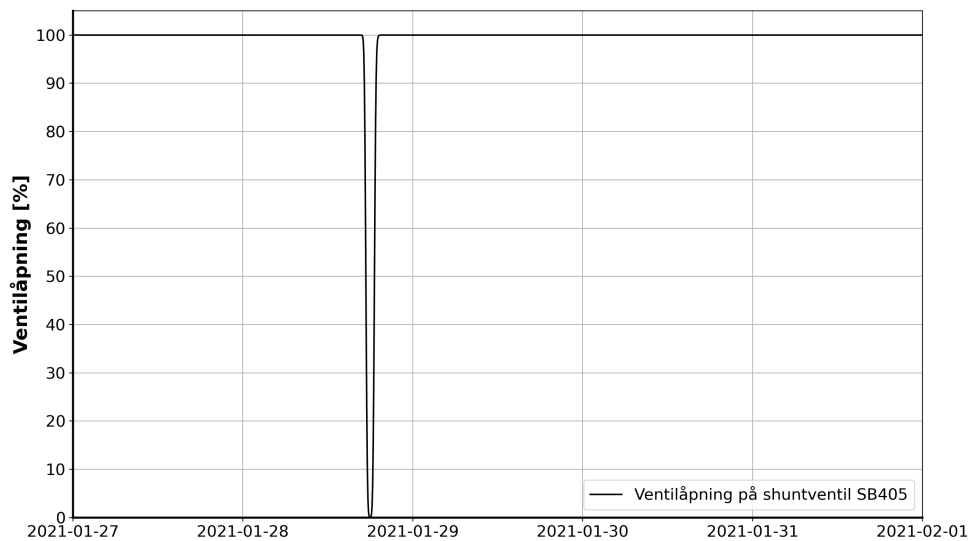


**Figur 7.2.2:** Ventilåpning på toveis-ventil som styrer fjernvarmetilførsel for snøsmelteanleggets varmeveksler gjennom analysert periode.

Toveis-ventilen justeres kontinuerlig gjennom perioden. Maksimal åpning oppstår når alle soneventiler er åpne og måles til 62%. Gjennom timen hvor alle soneventiler er lukkede, og det derfor ikke er behov for snøsmelting, er toveis-ventil SB401 helt lukket, og åpningen dermed 0%. Dette sørger for at det ikke går fjernvarme til varmeveksleren. For perioder hvor kun Sone 2 og 3 har åpen ventil er åpning smått varierende rundt 40% av maksimal åpning.

Shuntventilen er plassert på sekundærside av varmeveksler og sikrer anlegget mot frost ved å redusere mengden kald væske fra sonen inn på varmeveksleren når returtemperatur på primærsiden nærmer seg frysepunkt. Figur 7.2.3 viser åpning på shuntventil SB405 plassert på sekundærside av varmeveksleren.





**Figur 7.2.3:** Ventilåpning på shuntventil som sikrer anlegget mot frost gjennom analysert periode.

Shuntventilen er åpen frem til toveis-ventilen lukkes og det ikke er behov for oppvarming. Deretter lukkes denne og forblir deretter 100% åpen igjen gjennom hele perioden.

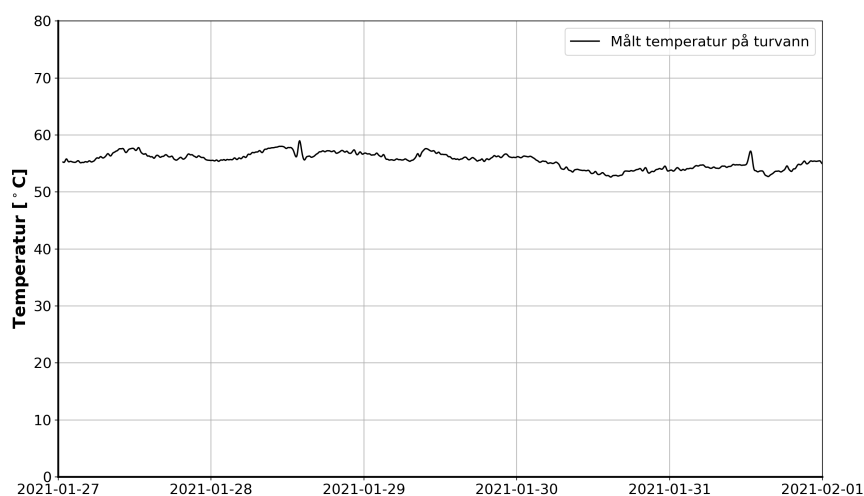
## 7.3 Temperaturmålere

Anlegget har plassert temperaturmålere på begge sider av varmeveksleren. Det måles temperatur på returvann på distribusjonsside av varmeveksleren, samt på henholdsvis turvann og returvann på sekundærside. Turvann på primærside er gitt ved hovedkursen til byggets varmeanlegg. Målinger gjort på disse gjennom analysert periode vil her presenteres.

### 7.3.1 Fjernvarmetilførsel

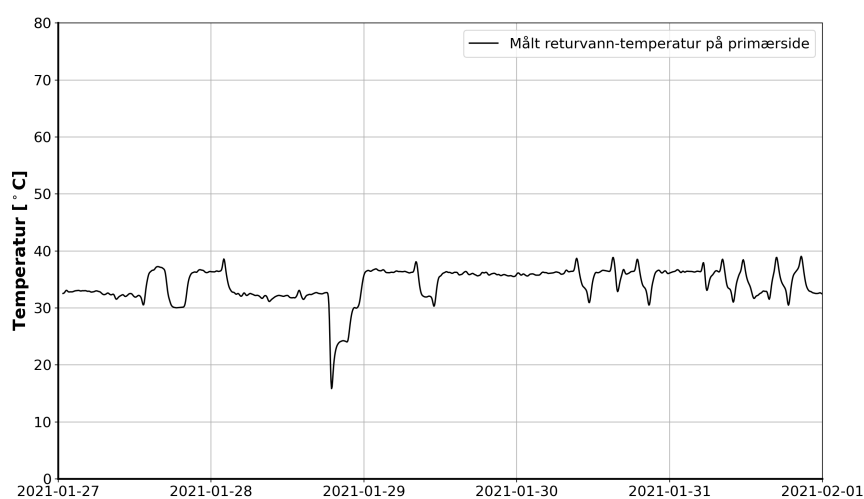
Snøsmelteanlegget har en temperaturmåler på primærsiden som måler returvann på varmeveksleren, gitt ved måler RT502. Turvannstemperaturen på primærside er gitt ved temperaturmåler for hovedkursen til hele byggets varmeanlegg ved måler RT004.2

Figur 7.3.1 viser temperatur på turvann på primærside gjennom analysert periode.



**Figur 7.3.1:** Turvann-temperatur på primærside ved måler RT004.2 gjennom analysert periode

Som figuren viser er temperaturen på turvann tilnærmet konstant gjennom perioden. Målte temperaturer varierer mellom 52°C og 60°C. Turvannet på primærside påvirkes ikke av snøsmelteanlegget. Figur 7.3.2 viser endring av returvann-temperatur på primærside.

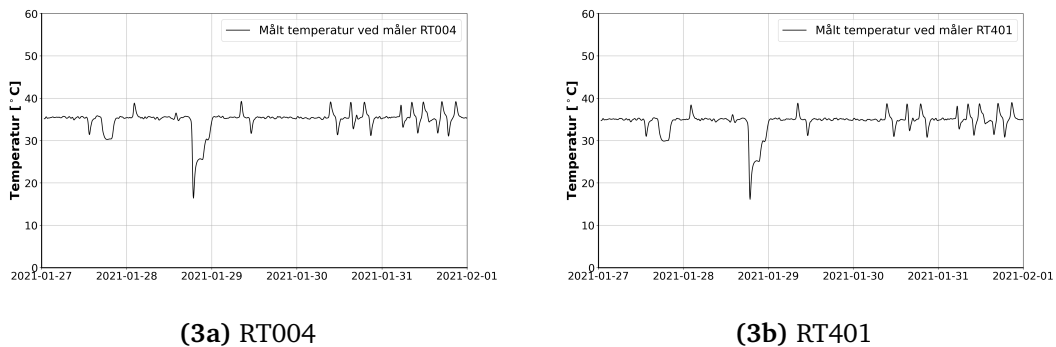


**Figur 7.3.2:** Returvann-temperatur på primærside ved måler RT502 gjennom analysert periode.

Som det fremkommer i figuren varierer temperaturen med hensyn på åpningen av toveis-ventilen. Temperaturen faller derfor mye i perioden hvor ventilen er helt stengt. Maksimaltemperatur målt gjennom perioden er 39°C og måles ved største målte åpning på ventilen.

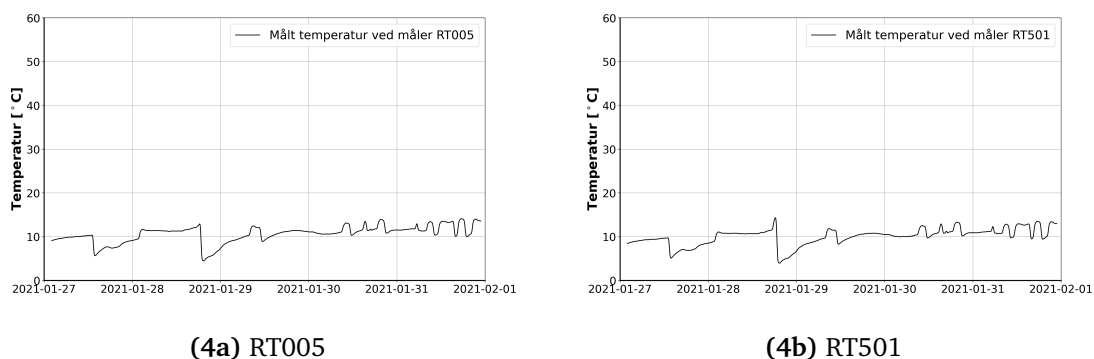
### 7.3.2 Sirkulasjonsvann på sekundærside

På sekundærside er det plassert fire temperaturmålere. Måler RT004 og RT401 måler temperatur på turvann, og måler RT005 og RT501 måler temperatur på returvann i systemet. Et sett av målerne, RT004 og RT005, er fra energimåleren til anlegget. Figur 7.3.3 viser vanntemperaturer målt på turvann ved sekundærsiden av varmeveksleren.



**Figur 7.3.3:** Turvann-temperatur på sekundærside av varmeveksler ved måler RT004 og RT401 gjennom analysert periode.

Som det kan ses i figuren fremkommer det ingen temperaturfall på vannet gjennom strekket. Dette viser samsvar mellom energimålerens føler og turvannføleren. Forskjeller i målte turvann-temperaturer hadde tydet på feil i systemet. Figur 7.3.4 viser målt temperatur for returvann på sekundærside ved måler RT005 og RT501.

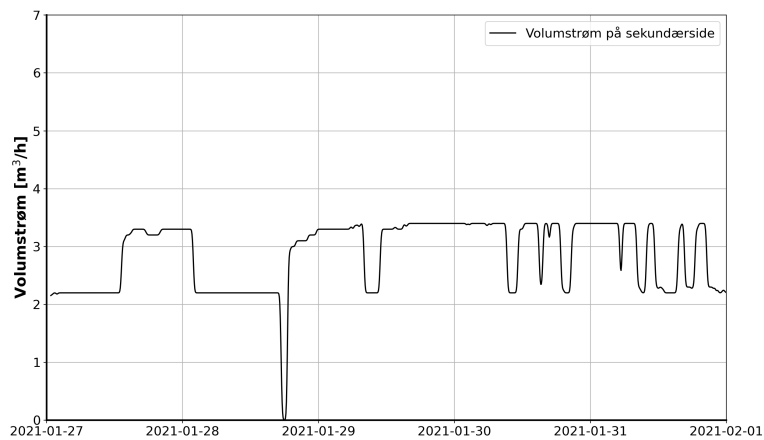


**Figur 7.3.4:** Returvann-temperatur på sekundærside av varmeveksler ved måler RT005 og RT501 gjennom analysert periode.

I likhet med målinger på turvann fremkommer det heller ingen store ulikheter i temperatur på returvann mellom energimålerens føler og returvannføleren. Eneste unntak kommer i perioden hvor ventilene stenges, hvor måler RT501 får et lite hopp i temperatur. Dette kommer sannsynligvis av at delvis oppvarmet vann går i rørsøyfen, men ikke føres inn til sonene, noe som gir en liten økning i temperatur.

## 7.4 Mengdemåling og effektforbruk

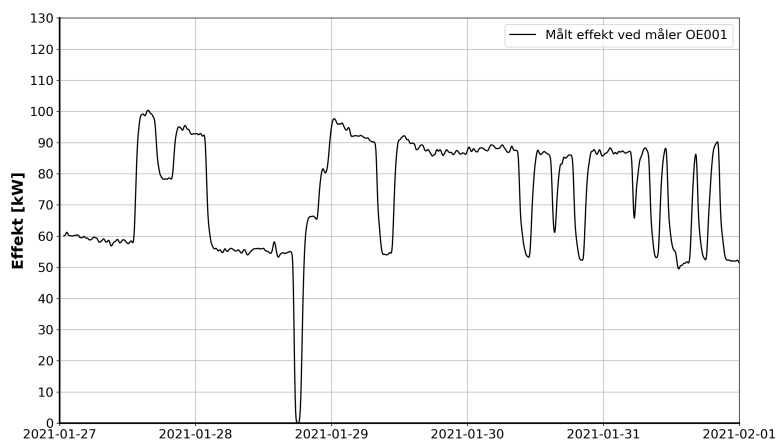
Anleggets energimåler registrerer gjennomstrømning og effektuttak i systemet. Målingene gir en god indikasjon på hvordan vannmengde og effekt endrer seg med ventilåpning og vanntemperaturer. Figur 7.4.1 på neste side viser data fra volumstrømmåler gjennom perioden.



**Figur 7.4.1:** Målt vannsirkulasjon på snøsmelteanlegget gjennom volummåler

Som det fremkommer i figuren følger volumstrømmen endring på åpning av soneventilene, vist i figur 7.2.1. Når ventilene var stengt ble det ikke målt noe aktivitet på måleren. Største vannmengde målt på anlegget er  $3,4 \text{ m}^3/\text{h}$  og inntrer når alle soneventiler står åpne. Endringen i volumstrøm skjer som følge av soneventilenes åpning, da pumpen ikke er frekvensstyrt som det kan se ut som i figuren.

Videre er det også studert hvordan effekten endres gjennom perioden. Figur 7.4.2 viser målt effekt på anlegget.



**Figur 7.4.2:** Målt effektuttak på snøsmelteanlegget gjennom analysert periode

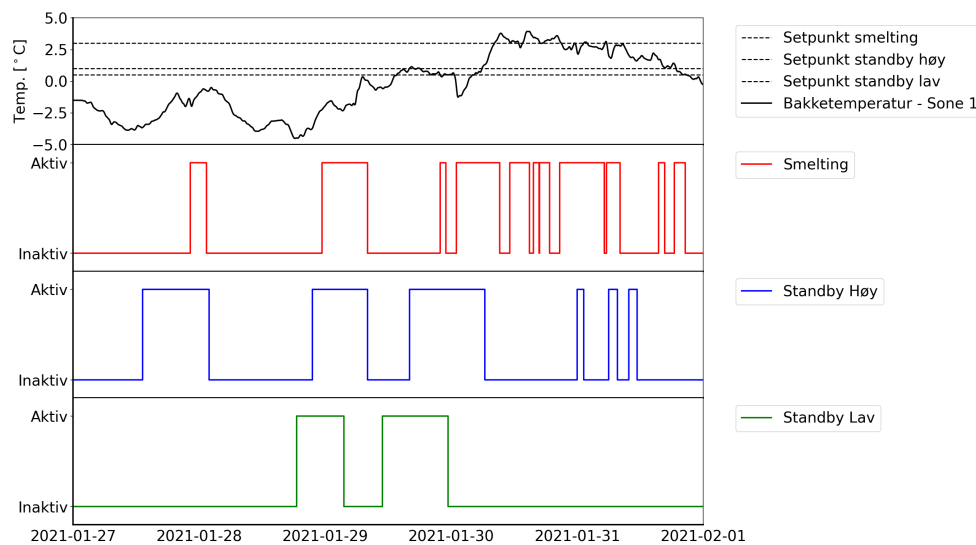
Som det kan observeres i figuren følger målt effekt en liknende trend som målt vannmengde, med verdier som følger reguleringen på sonenes ventiler, vist i figur 7.2.1. Største effektmåling er på 100 kW gjennom perioden. Stengt Sone 1 gir effektfall på ca. 40 kW.

## 7.5 Målere for bakketemperatur

Det er på Trondheimsporten satt på to målere for bakketemperatur. Ved Sone 1 er det montert en IR-måler som måler bakkens overflatetemperatur, og styring av Sone 1 tar utgangspunkt i denne. Ved Sone 2 er det montert en snøostat som måler bakkens overflatetemperatur samt nedre bakketemperatur, hvor begge målinger benyttes for styring og regulering av anlegget. Det vil her presenteres målinger gjort på disse gjennom perioden.

### 7.5.1 Bakketemperatur ved Sone 1

Ved sone 1 gjøres målingen av bakketemperatur ved en IR-føler. Registrert data gjennom analysert periode er gitt i figur 7.5.1.



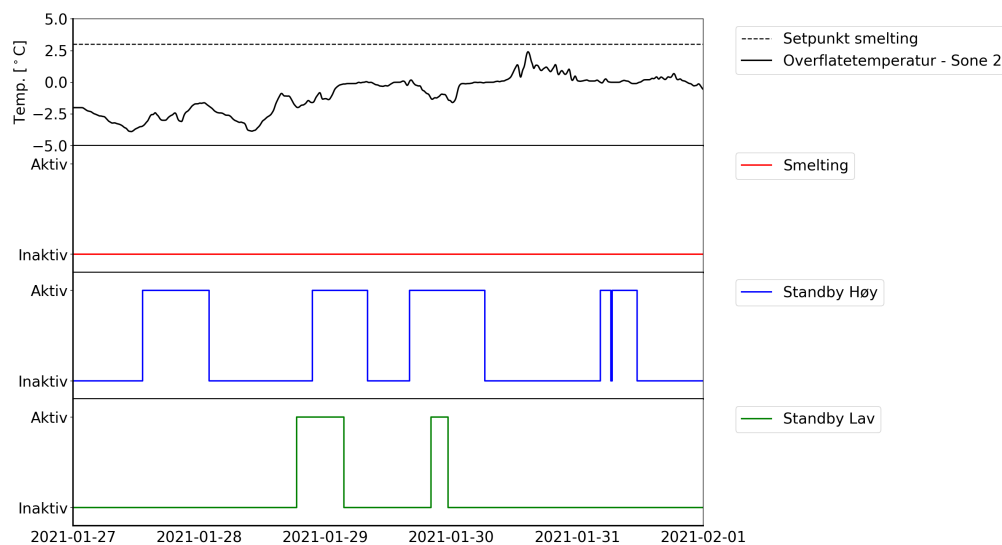
**Figur 7.5.1:** Målt overflatetemperatur med IR-måler ved Sone 1 gjennom analysert periode med aktive funksjoner og setpunkt.

I figur 7.5.1 kan det ses at overflatetemperaturen svinger mye gjennom perioden. Laveste bakketemperatur måles til  $-4.5^{\circ}\text{C}$  i tidsrommet etter at ventilen

til sonen har vært stengt. På det høyeste stiger temperaturen opp til 4°C, 1°C over setpunkt for smelting. Dette kan eksempelvis skyldes treghet i systemet. Det kan også i figuren observeres svakheter i styringen til systemet. Den 28.01 og 29.01 avsluttes oppvarmingsmodus på anlegget uten at bakketemperaturer når ønsket setpunkt-temperatur. Dette kommer av at fuktsensor ikke varsler om nedbør og prognosene ikke melder snøfall. Dette kan ha ført til at snøen ikke har blitt smeltet. Funksjon Rimsikring var inaktiv gjennom hele perioden og er ikke vist grafisk.

## 7.5.2 Bakketemperatur ved Sone 2

Snøostat ved Sone 2 måler nedre bakketemperatur og overflatetemperatur. Nedre bakketemperatur benyttes for styringen av funksjoner som skal sikre god beredskapstemperatur i bakken, og måling på overflatetemperatur benyttes for smelting. Figur 7.5.2 viser bakkens overflatetemperatur gjennom perioden mot funksjonene til sonen.

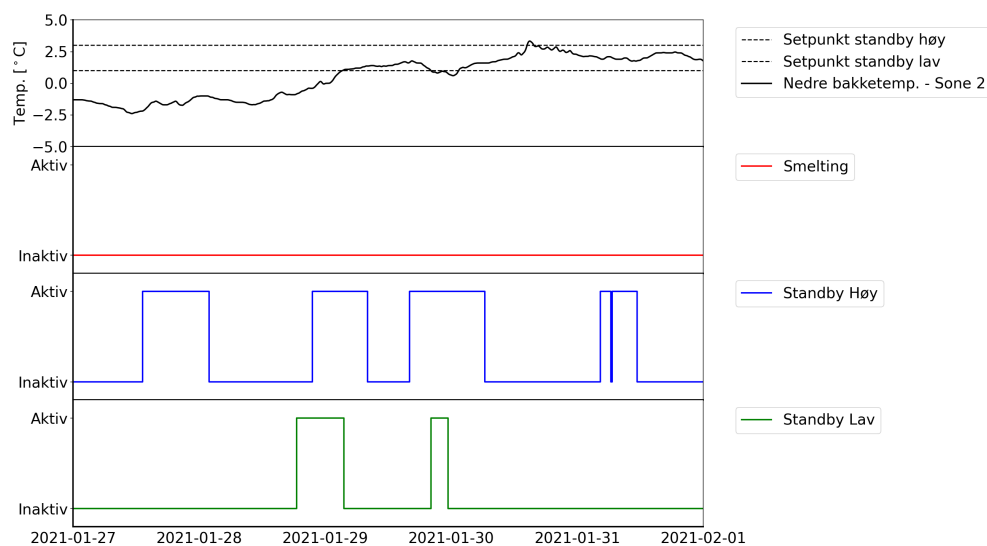


**Figur 7.5.2:** Målt overflatetemperatur med snøføler ved Sone 2 gjennom analysert periode, med funksjoner og setpunkt for smelting.

Av figuren kan det se ut til at smeltefunksjonen er inaktiv gjennom hele perioden. Derimot tyder utviklingen til overflatetemperaturen på at den har vært aktiv, for eksempel etter kjøring av Standby Høy den 30.1. En feilkilde for loggen til modus Smelting kan være feil linking i SD-anlegget. Sammenliknet med overflatetemperatur ved Sone 1 er overflate på Sone 2 noe lavere

gjennom perioder med oppvarming. Det kan være flere grunner til dette, blant annet at sonene har ulik type temperaturføler, plassering av følerne i forhold til dekningsområdet "verste punkt" eller andre feilkilder som feil montering. En typisk monteringsfeil for snøstater er at det isoleres under snøstaten slik at temperaturmålingene fra denne er lavere enn de faktiske forholdene på bakken.

Videre viser figur 7.5.3 nedre bakketemperatur gjort av samme måler mot funksjoner.



**Figur 7.5.3:** Målt underliggende bakketemperatur med snøføler ved Sone 2 gjennom analysert periode

Som vist i figuren går anlegget i standby flere ganger gjennom perioden. Når anlegget har gått i standby-modus, har værprognosene varslet et forventet snøfall samtidig som at den nedre bakketemperaturen har vært under settpunkt. Figuren viser videre at kjøring av standby-modus har stoppet før settpunkttemperatur på 3°C er oppnådd. Dette kan bety at værprognosene ikke lenger varsler om snø, eller at nedbørsføleren varsler at det snør og anlegget har gått over i smelte-modus. Det er fortsatt usikkert hvorvidt anlegget har gått i smelte-modus eller ikke.



## Kapittel 8

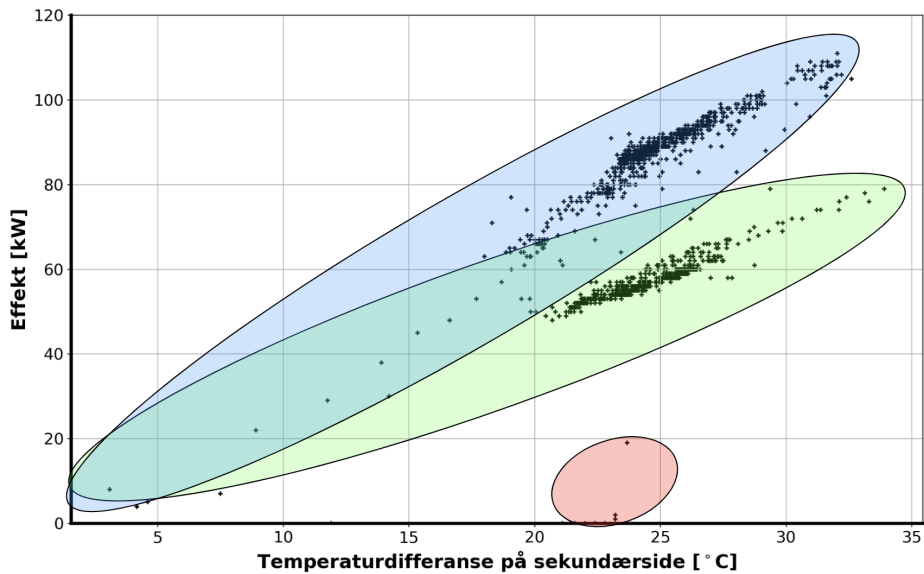
# Resultater fra prediksjonsstudier

Kapittel 8 presenterer resultatene fra prediksjonsstudier gjort for målinger på snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten. Kapitlet tar utgangspunkt i funn gjort i innledende analyse og benytter seg av prediksjonsmodeller presentert i kapittel 6.

Resultatene fra prediksjonsstudiene vil presenteres i to deler: Først vil det presenteres hvordan avgitt effekt til bakken kan predikeres basert på prediksjonsmodeller og målinger. Deretter vil det presenteres hvordan fremtidig bakketemperatur kan predikeres med bakgrunn i de matematiske modellene presentert i kapittel 5.

### 8.1 Korrelasjonsanalyse på anleggets målinger

Det ble i korrelasjonsanalysen forsøkt å studere sammenhengen mellom målingene gjort på anlegget. Tidlig i analysen ble det observert klynger ved grafisk fremstilling av korrelasjon mellom variablene, illustrert ved figur 8.1.1.



**Figur 8.1.1:** Observerte trender i korrelasjonsanalysen. Her vist ved korrelasjon mellom målt effekt og temperaturdifferanse mellom turvann og returvann på sekundærside av varmeveksleren

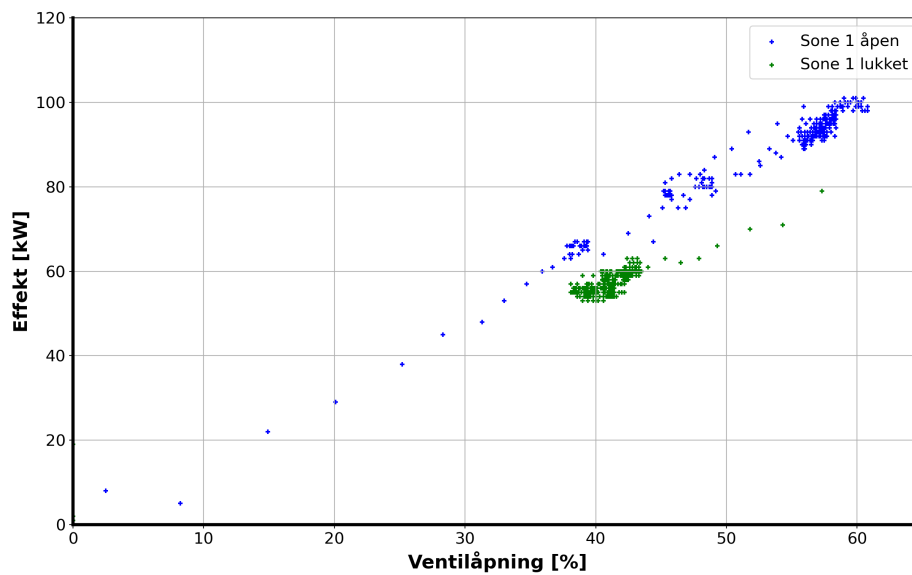
Ved studier av målingene og forsøk på å filtrere ut klyngene ble det observert trender basert på soneventilenes stilling. Trendene kan beskrives som følgende:

1. Trend 1 oppstår når alle soneventiler står åpne (blått)
2. Trend 2 oppstår når kun soneventil for sone 2 og 3 står åpne (grønt)
3. Trend 3 oppstår når alle soneventiler er stengt (rødt)

Basert på observasjonene ble data filtrert med hensyn på trendene, før videre grafisk fremstilling og tilpasning av prediksjonsmodeller. Verdier på målere ble plottet mot hverandre og ved sammenheng ble lineær modell funnet ved likning 6.2.1 og ved bruk av minste kvadraters metode. Feilen, eller avviket, fra den lineære regresjonsmodellen ble deretter funnet ved kvadratsummen.

### 8.1.1 Målt effekt mot ventilåpning på primærside

Det ble studert sammenhengen mellom målt effekt og prosentvis ventilåpning på toveis-ventil SB401. Data ble sortert basert på trendene diskutert innledningsvis i kapittelet og vises i figur 8.1.2



**Figur 8.1.2:** Målt effekt mot prosentvis åpning av toveis-ventilen som styrer fjernvarmetilførsel til varmeveksleren

Som det kan observeres i figuren var det god lineær korrelasjon mellom de to variablene. Det ble videre opprettet prediksjonsmodell for sammenhengen mellom ventilåpningen og effekt, noe som ga meget gode resultater. Begge modellene ga en meget høy treffsikkerhet med  $R^2$ -verdier på 0.97 for begge trendene. Det kan derfor antas at effekten kan justeres ved åpning på ventilen.

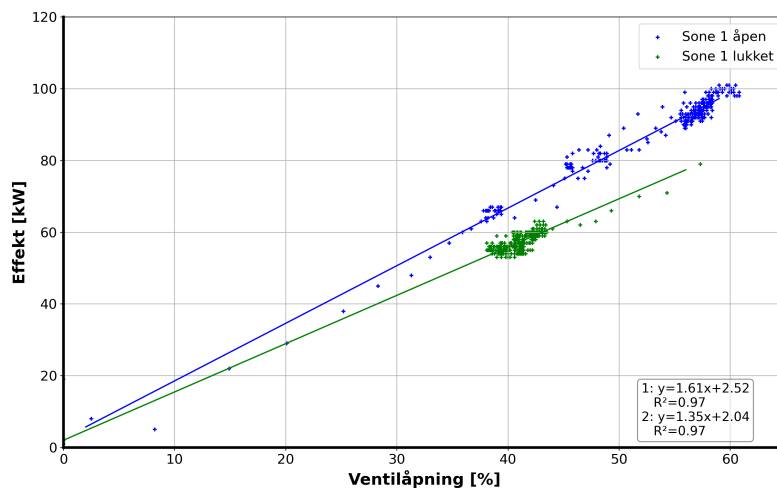
Effekt fra snøsmelteanlegget til bakken kan derfor matematisk beskrives med følgende modeller:

$$\dot{Q}_1 = 1.61x + 2.52 \quad (8.1.1)$$

$$\dot{Q}_2 = 1.35x + 2.04 \quad (8.1.2)$$

hvor likning 8.1.1 beskriver målt effekt på anlegget når alle soneventiler er åpne og 8.1.2 beskriver målt effekt når kun soneventil for Sone 2 og 3 er åpne.  $\dot{Q}$  gis i kW og  $x$  er åpning på toveis-ventilen gitt i prosent.

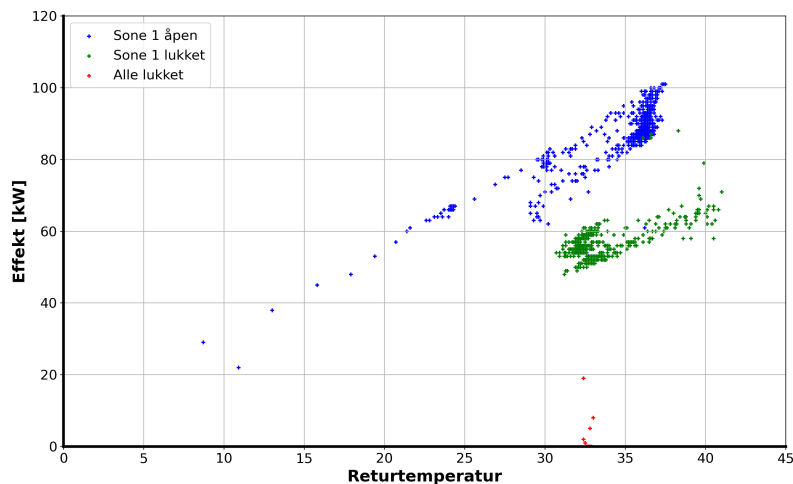
En grafisk fremstilling av prediksjonsmodellene er gitt ved figur 8.1.3.



**Figur 8.1.3:** Prediksjonsmodeller for målt effekt med prosentvis åpning av toveis-ventil som prediksjonsvariabel

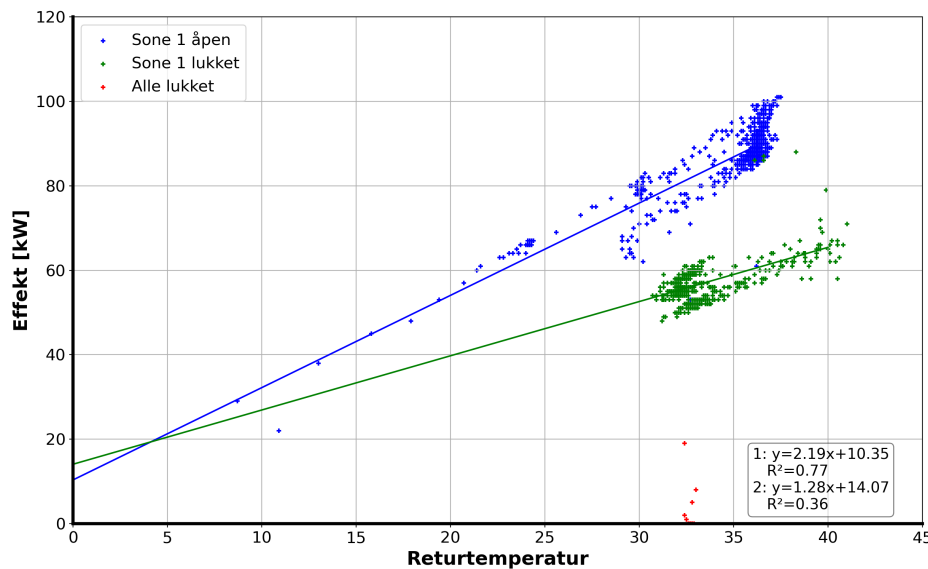
### 8.1.2 Målt effekt mot returtemperatur på primærside

Videre ble det studert sammenhengen mellom målt effekt og returtemperatur på primærside for snøsmelteanlegget. I likhet med tidligere ble det oppdaget klynger som ble sortert ut basert på trendene presentert tidligere i kapittelet. Forholdet mellom målt effekt og returtemperatur er vist i figur 8.1.4.



**Figur 8.1.4:** Målt effekt mot returtemperatur på primærside av varmeveksleren til anlegget

For begge trender var det spredning i målingene, noe som ga utslag i tilpasning av prediksjonsmodell for effekt med returtemperatur som prediksjonsvariabel. Spesielt for periodene hvor kun Sone 2 og 3 var åpne var det store forskjeller i målingene, og dette gjenspeiler seg i kalkulert  $R^2$ -verdi for prediksjonsmodellen som ble gitt til 0.36. Det var større sammenheng i målinger gjort i perioder hvor alle soneventiler er åpne, hvor prediksjonsmodellen fikk  $R^2$ -verdi på 0.77. Prediksjonsmodellene er vist i figur 8.1.5.



**Figur 8.1.5:** Prediksjonsmodeller for målt effekt med returtemperatur på fjernvarmeside som prediksjonsvariabel

Selv om prediksjonsmodellene ikke kan benyttes for å styre effekt på anlegget kan de fortsatt benyttes til feilsøking om det skulle oppstå feil på snøsmelteanlegget. Ettersom målingene viser klare trender i figuren vil det være mulig å fange opp avvik ved feilsøking. Korrelasjon mellom effekt fra snøsmelteanlegget mot returtemperatur på primærside kan basert på målingene beskrives med følgende modeller:

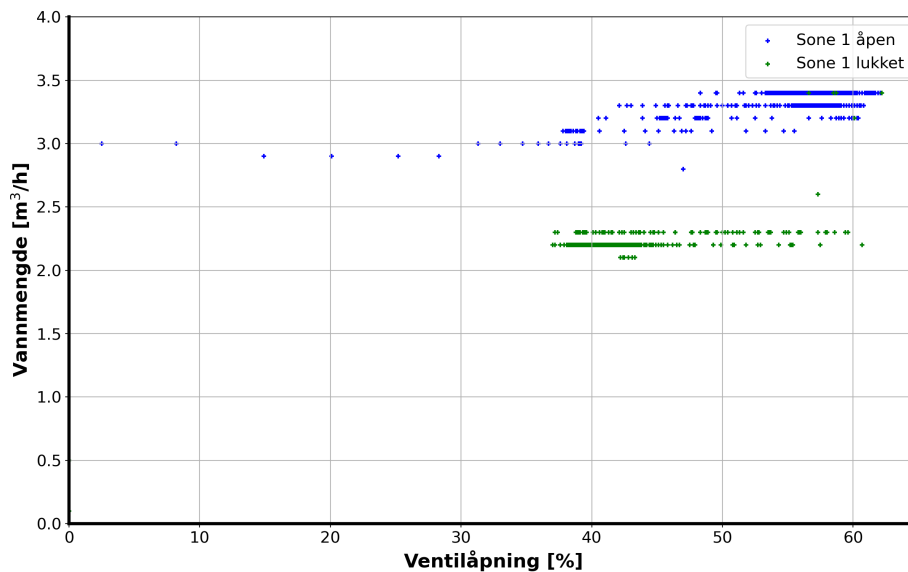
$$\dot{Q}_1 = 2.19T_r + 10.35 \quad (8.1.3)$$

$$\dot{Q}_2 = 1.28T_r + 14.07 \quad (8.1.4)$$

hvor likning 8.1.3 beskriver målt effekt på anlegget når alle soneventiler er åpne og 8.1.4 beskriver målt effekt når kun soneventil for Sone 2 og 3 er åpne.  $Q$  gis i kW og  $T_r$  er returtemperatur på primærside gitt i °C.

### 8.1.3 Målt vannmengde mot ventilåpning på primærside

Studier på vanngjennomstrømning i systemet som funksjon av ventilåpning på toveis-ventilen ga ingen klare sammenhenger. Data ble sortert basert på trender, men det ble ikke funnet noen klar sammenheng mellom målt gjennomstrømning og andre målinger, som vist i figur 8.1.6 med ventilåpning som prediksjonsvariabel.

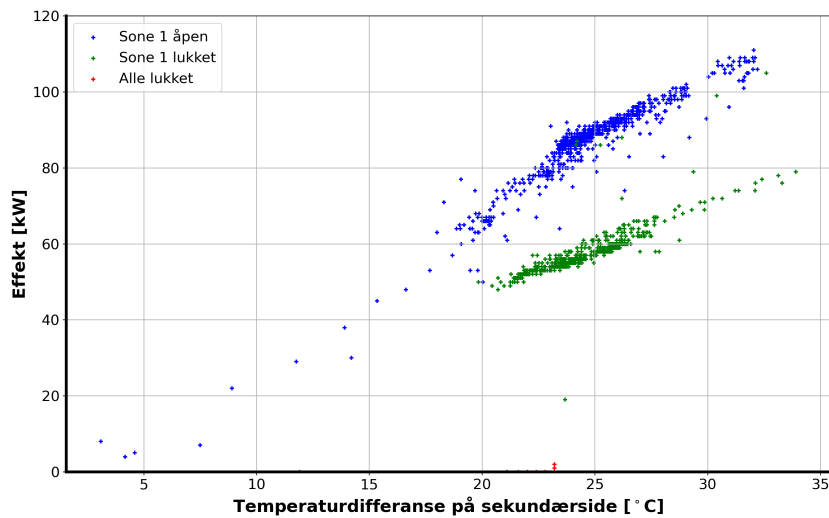


Figur 8.1.6: Gjennomstrømning mot prosentvis åpning på toveis-ventil SB401

I figuren kan det observeres at vanngjennomstrømningen holder seg relativt konstant på to verdier, basert på hvor mange soneventiler som er åpne.

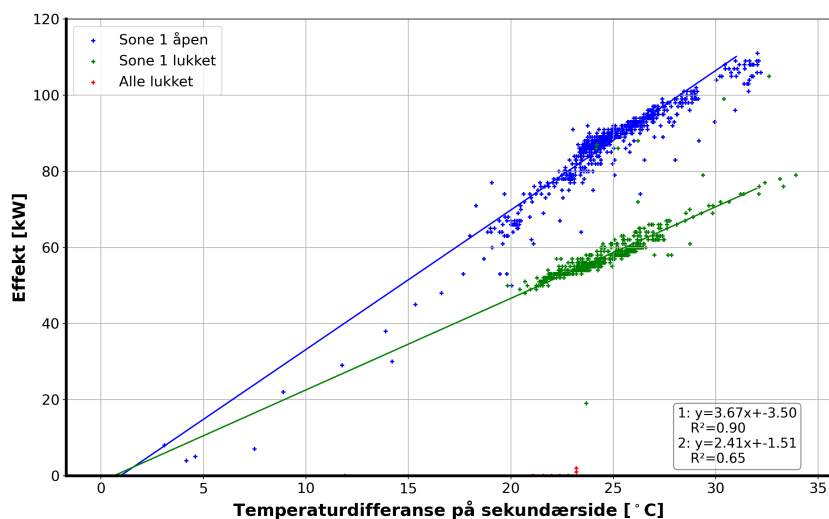
### 8.1.4 Målt effekt mot temperaturdifferanse på sekundærside

Det ble i analysen også studert forholdet med effekt og temperaturdifferansen mellom turvann og returvann i rørsløyfene til snøsmelteanlegget. Ettersom volumstrømmen viste seg å kun variere med soneventilene skal teoretisk forholdet mellom effekt og temperaturdifferanse være konstant. Figur 8.1.7 viser grafisk fremstilling av målingene gjennom perioden.



**Figur 8.1.7:** Målt effekt mot temperaturdifferanse på sekundærside av varmeveksleren

Som det kan observeres i figuren er det to tydelig trender for målingene. Disse fremkommer i likhet med tidligere korrelasjonsstudier gjennom perioder hvor henholdsvis alle soneventiler er åpne, når kun ventiler til Sone 2 og 3 er åpne, samt når alle soneventiler er lukket. Ved å danne regresjonsmodell for trendene gis det spesielt høy prediksjonsverdi når alle soner varmes opp, vist i figur 8.1.8.



**Figur 8.1.8:** Prediksjonsmodell for målt effekt med temperaturdifferanse på sekundærside av varmeveksleren som prediksjonsvariabel

Som det kan observeres i figuren er det god samling av målinger langs begge prediksjonsmodeller, men det er likevel en del avvik med  $R^2$ -verdi på 0.90 og 0.65, noe som er overraskende med tanke på at effekten beregnes i energimåleren med lik temperaturdifferanse. Dette kommer sannsynligvis av at det dannes unøyaktigheter når målingene aggregeres til 5-minutters intervaller. Modellene kan videre benyttes for feilsøking.

Prediksjonsmodellene for effekt fra snøsmelteanlegget mot temperaturdifferansen i rørsløyfene er gitt, basert på målte verdier, med følgende modeller:

$$\dot{Q}_1 = 3.67\Delta T + 3.50 \quad (8.1.5)$$

$$\dot{Q}_2 = 2.41\Delta T + 1.51 \quad (8.1.6)$$

hvor likning 8.1.5 beskriver målt effekt på anlegget når alle soneventiler er åpne og 8.1.6 beskriver målt effekt når kun soneventil for Sone 2 og 3 er åpne.  $\dot{Q}$  gis i kW og  $\Delta T$  er temperaturdifferansen mellom turvann og returvann gitt i K.

## 8.2 Prediksjon av bakketemperatur mot målt effekt

Kapittel 5 presenterte matematiske modeller for bakketemperatur ved tre ulike scenarier: når det ikke gis varme til bakken, når det gis varme og det ikke er nedbør, og når det gis varme og er nedbør. Videre ble det i kapittel 6 presentert hvordan en variabel kan predikeres ved flere prediksjonsvariabler, gitt ved blant annet likning 6.2.6.

I dette delkapittelet vil resultatene fra analyse gjort på prediksjonmodeller for å kunne estimere fremtidig bakketemperatur bli presentert. Delkapittelet tar utgangspunkt i modellene for bakketemperatur og hvordan de kan benyttes i styringen til snøsmelteanlegget vil videre bli diskutert. For alle modellene er det gjort antagelse om at målinger gjelder for alle soner, og modellene tar derfor utgangspunkt i at sonene opererer likt. Dette er fordi målt effekt gjelder totalt for anlegget og dermed ikke kan splittes basert på oppvarmingsmengde som går til de ulike sonene. Arealfordeling på de ulike sonene er heller ikke kjent. For bakketemperatur er derfor overflatetemperatur ved Sone 2, som dekker mest areal på anlegget, benyttet.



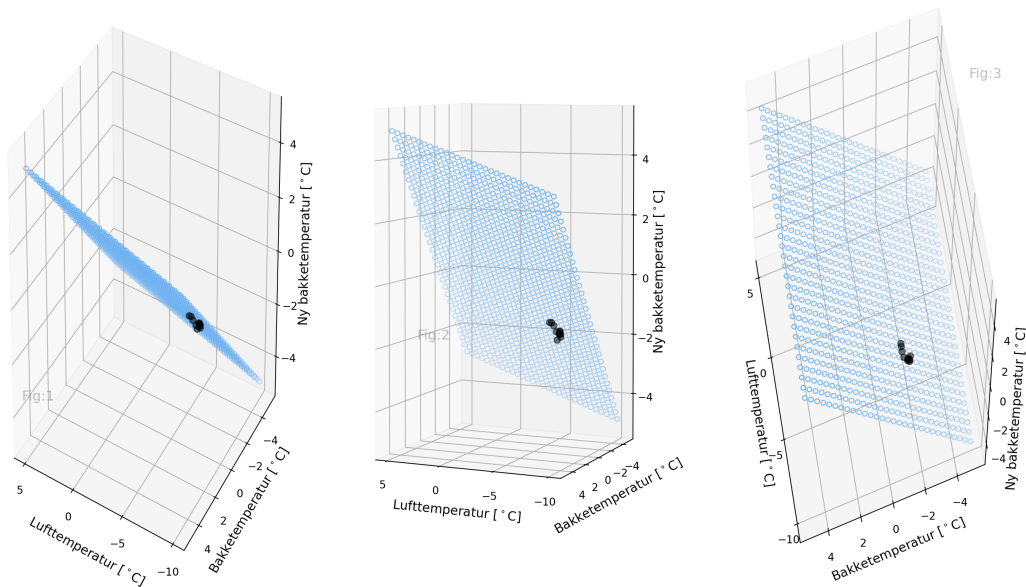
### 8.2.1 Prediksjon av Modell 1 - ingen oppvarming

I perioder hvor det ikke tilføres varme til bakken og det ikke er nedbør vil energibalansen for bakken kunne beskrives som vist ved likning 5.1.4 i kapittel 5. Det er i likningen fire ukjente som må estimeres for å kunne anslå fremtidig bakketemperatur: Dette er varmekapasiteten til bakken, gitt ved konstanten  $C$ , varmetap til luften i form av konveksjon (hvor ukjent er konveksjonskoeffisienten  $h$ ), netto stråling ( $\dot{Q}_{rad}$ ) og varmetap til grunnen ( $\dot{Q}_{loss,j}$ ).

Bakkens varmekapasitet er konstant og vil dermed automatisk estimeres i en prediksjonsmodell. Det må derfor ikke finnes prediksjonsvariabler som tar hensyn til denne. Videre ble det forsøkt å velge prediksjonsvariabler som kunne egne seg for å oppnå gode estimater for varmetap til henholdsvis luften og bakken, samt stråling. Valg av prediksjonsvariabler ble valgt basert på variabelens “ $P > |t|$ ”-verdi samt modellens  $R^2$ -justert verdi. Dette ga følgende modell for fremtidig bakketemperatur:

$$T_{n+1} = 0.1270 T_a + 0.7848 T_n + 0.3755 \quad (8.2.1)$$

hvor  $T_{n+1}$  vil være bakketemperatur ved neste måling i °C,  $T_a$  er nåværende lufttemperatur og  $T_n$  er nåværende bakketemperatur. Modellen ga en  $R^2$ -justert verdi på 0.74 og  $R^2$ -verdi på 0.79. Fullstendig resultat fra modellen kan ses i appendix (A.2.1). Grafisk kan modellen beskrives som vist i figur 8.2.1.



**Figur 8.2.1:** Visualisering av prediksjonsmodell for estimering av fremtidig bakketemperatur utenfor oppvarmingstid, med prediksjonsvariabler på x- og y-aksen

Det kan diskuteres hvorvidt andre prediksjonsvariabler kunne gi høyere treffsikkerhet i modellen. Ettersom den lokale konveksjonskoeffisienten også vil være avhengig av faktorer som lokale vindforhold ville målinger på dette sannsynligvis gi en mer treffsikker modell. Det ble forsøkt hente inn vindforhold fra lokale værstasjoner, men disse ga bare mer usikkerhet i modellen, ettersom de med høy sannsynlighet ikke er like de lokale vindforholdene ved Trondheimsporten. Det ble også forsøkt værdata som solforhold fra lokale værstasjoner, men disse tilførte heller ingen verdi. Det bør derfor videre studeres om oppsett av vindmåler og måler for sol på anlegget kan gi høyere prediksjonsverdi i modellen.

### 8.2.2 Prediksjon av Modell 2 - oppvarming uten nedbør

For Modell 2 ble det i kapittel 5 presentert hvordan bakketemperatur vil kunne estimeres i perioder hvor det tilføres effekt utenom nedbørstider. Dette ble beskrevet matematisk ved likning 5.1.6, hvor vi i likhet med Modell 1 ikke kjenner varmetapet som går til luften på grunn av den ukjente konveksjonskoeffisient, varmetap til grunnen, netto stråling, samt varmekapasiteten til bakken.

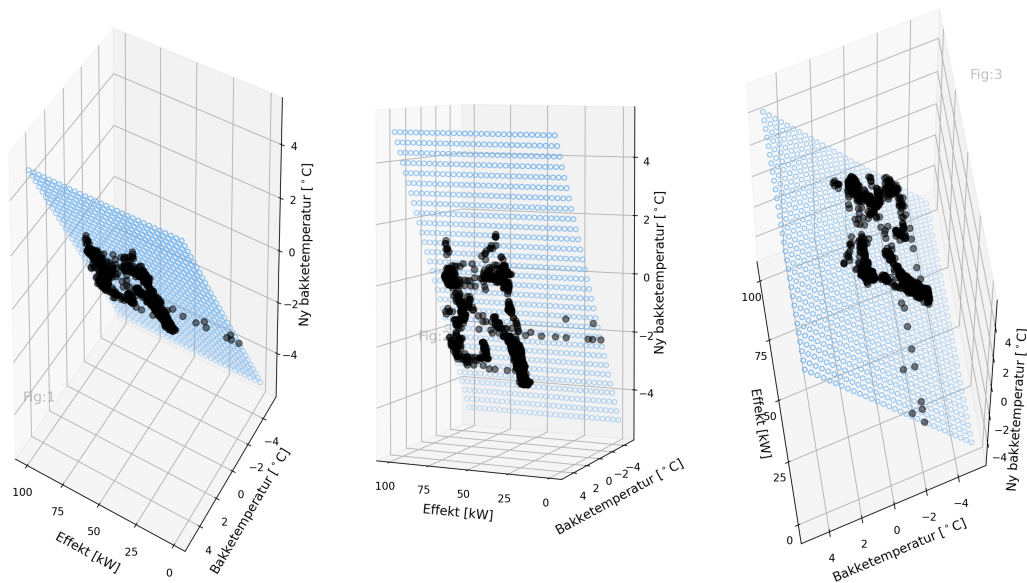
Med bakgrunn i den matematiske modellen for systemet ved oppvarming uten nedbør ble det derfor forsøkt å finne en prediksjonsmodell for dette. I motsetning til Modell 1 blir det her også innført et effektledd som prediksjonsvariabel. Programmering i Python basert på historikk ga dermed følgende prediksjonsmodell (8.2.2) for fremtidig bakketemperatur:

$$T_{n+1} = -0.0037 T_a + 0.9978 T_n + 0.0003 \dot{Q} - 0.0391 \quad (8.2.2)$$

hvor  $T_{n+1}$  vil være bakketemperatur ved neste måling i °C,  $T_a$  er nåværende lufttemperatur i °C,  $T_n$  er nåværende bakketemperatur i °C og  $\dot{Q}$  er effekt på snøsmelteanlegget i kW. Modellen ga en  $R^2$ -justert verdi på 0.997 og kan dermed regnes som meget presis for estimering av fremtidig bakketemperaturer.

Modellen tar utgangspunkt i at effekten holdes konstant gjennom femminuttersintervallet, da den baserer seg på gjennomsnittsverdier for tilsvarende intervall. Ettersom den oppnår tilnærmet perfekt estimeringsverdi kan det konkluderes med at målinger på lufttemperatur og bakkens overflatetemperatur i tillegg til effekten vil være tilstrekkelig for å kunne anslå neste temperatur på bakkens overflate. Basert på “ $P > |t|$ ”-verdier til prediksjonsvariablene bør alle målingene inkluderes i modellen. Fullstendig resultat av prediksjonsmodellen er lagt ved i appendix (A.2.2).

En grafisk fremstilling av prediksjonsmodellen er gitt ved 8.2.2.



**Figur 8.2.2:** Visualisering av prediksjonsmodell for estimering av fremtidig bakketemperatur med oppvarming utenfor nedbørstid. Prediksjonsvariabler er gitt ved x- og y-akse.

I figuren er modellen representert i en tredimensjonal graf. Dette gjør at lufttemperaturen ikke er inkludert i fremstillingen. Som det likevel kan observeres i figuren er målingene tett knyttet mot den lineære flaten som representerer modellen, tross stor spredning i målinger. Det konkluderes med at modellen vil kunne brukes for styring av anlegget, men det bør inkluderes flere målinger over et større tidsintervall for å gjøre den mer robust.

### 8.2.3 Prediksjon av Modell 3 - oppvarming i nedbørstid

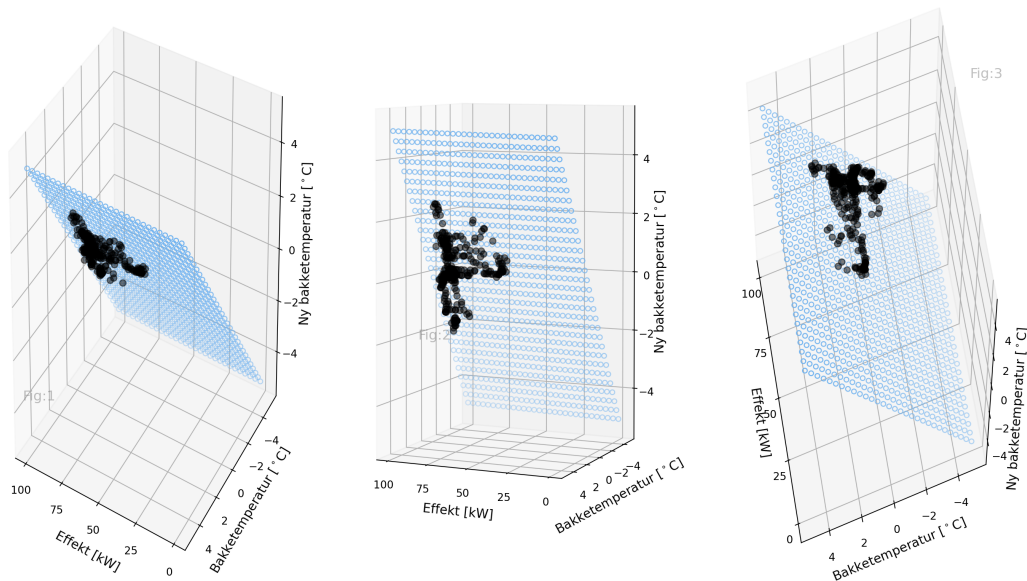
Når det er nedbør og det gis varme fra snøsmelteanlegget vil fremtidig bakketemperatur kunne estimeres som vist ved likning 5.1.9 i kapittel 5. Som det ble introdusert i modellen får vi her også en ny usikkerhet å ta hensyn til i form av varme som går med til å smelte snø. Ettersom det ikke finnes målinger på anlegget som fanger opp nedbørsmengde ble det forsøkt å estimere fremtidig bakketemperatur med samme prediksjonsvariabler som tidligere. Estimert prediksjonsmodell er gitt ved likning 8.2.3:

$$T_{n+1} = 0.0127 T_a + 0.9708 T_n + 0.0017 \dot{Q} - 0.1119 \quad (8.2.3)$$

hvor  $T_{n+1}$  vil være bakketemperatur ved neste måling i °C,  $T_a$  er nåværende lufttemperatur i °C,  $T_n$  er nåværende bakketemperatur i °C og  $\dot{Q}$  er avgitt effekt

i kW.

Modellen ga en  $R^2$ -justert verdi på 0.98. Dette indikerer at modellen er meget treffsikker og at det derfor ikke er nødvendig å innføre flere prediksjonsvariabler for å estimere fremtidig bakketemperatur ved gitt effekt fra snøsmelteanlegget. Videre er modellen vist i figur 8.2.3



**Figur 8.2.3:** Visualisering av prediksjonsmodell for estimering av fremtidig bakketemperatur med oppvarming under nedbør, med prediksjonsvariabel effekt og nåværende bakketemperatur på x- og y-akse.

I figuren er effekt og nåværende bakketemperatur vist som prediksjonsvariabler. Modellen inkluderer også lufttemperatur i prediksjonsmodellen og fullt resultat kan ses i appendix (A.2.3).

Ideelt vil bakketemperaturen være på ønsket nivå når nedbør inntreffer slik at modellen kan benyttes for å holde bakketemperaturen konstant gjennom nedbørsperioden. Det bør likevel tas høyde for at bakketemperaturen ikke har nådd ønsket temperatur når nedbøren inntreffer. Modellen tar utgangspunkt i historikken på anlegget, og ettersom bakketemperaturen har vært høy nok for smelting av snø gjennom nedbørstiden i analysert periode vil den ikke gi riktig prediksjon om snøfall inntreffer og bakketemperaturen ikke er tilstrekkelig oppvarmet i forkant.

### 8.2.4 Fysisk tolkning av prediksjonsmodellene

Det er forsøkt å sammenlikne prediksjonsmodellene med de matematiske modellene for å studere likheter og mulige mangler. En oppsummering av modellene for endring av bakketemperatur er gitt i tabell 8.2.1.

**Tabell 8.2.1:** Oppsummering og sammenlikning av matematiske modeller og prediksjonsmodeller for endring av bakketemperatur

Nummer	Matematisk modell	Prediksjonsmodell	R2-justert
1	$C \frac{dT_b}{dt} = -hA(T_b - T_a)$ $-\dot{Q}_{rad}$ $-\dot{Q}_{loss,j}$	$T_{n+1} = 0.1270 T_a$ $+0.7848 T_n$ $+0.3755$	0.74
2	$C \frac{dT_k}{dt} = \dot{Q}$ $-hA(T_b - T_a)$ $-\dot{Q}_{loss,j}$ $-\dot{Q}_{rad}$	$T_{n+1} = 0.0003 \dot{Q}$ $-0.0037 T_a$ $+0.9978 T_n$ $-0.0391$	1.00
3	$C \frac{dT_k}{dt} = \dot{Q}$ $-hA(T_b - T_a)$ $-\dot{Q}_{def}$ $-\dot{Q}_{loss,j}$ $-\dot{Q}_{rad}$	$T_{n+1} = 0.0017 \dot{Q}$ $0.0127 T_a$ $+0.9708 T_n$ $-0.1119$	0.98

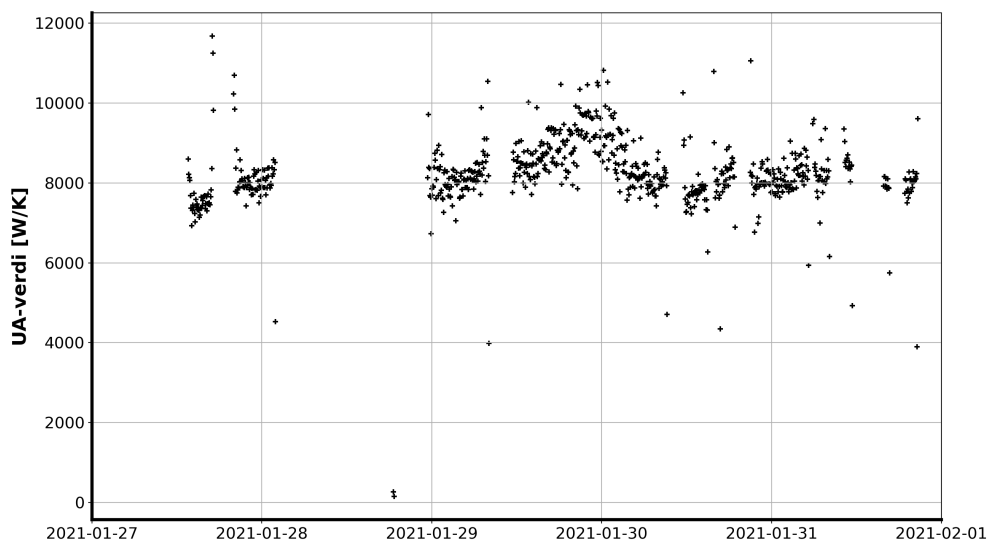
Som det kan ses i tabellen er det likheter mellom de matematiske modellene og prediksjonsmodellene. Hvis vi diskretiserer de matematiske modellene med hensyn på fremtidig bakketemperatur vil vi sitte igjen med likninger som vil likne prediksjonsmodellene. Dette betyr at prediksjonsmodellene er tilknyttet teori for varme- og massetransport, noe som gjør at de direkte beskriver fysiske fenomener og ikke bare er vilkårlige variabler som programmeringsverktøyet har gitt oss. Unntakene kommer ved at prediksjonsmodell 1 ikke inneholder prediksjonsvariabel som tar hensyn til stråling. Dette gjelder også for prediksjonsmodell 2 og 3. For prediksjonsmodell 3 mangler det også en prediksjonsvariabel som tar hensyn til nedbørsmengden som må smeltes.

Modellene forteller oss hvordan vær og tilført varme vil påvirke fremtidig bakketemperatur. Eksempelvis kan vi se i prediksjonsmodell 3 at det ved negative lufttemperaturer vil kreve mer varme å heve temperaturen, noe som kan tenkes kommer av at det kreves mer energi for å smelte nedbøren gjennom kaldere perioder. Videre vil bakketemperaturen utenfor nedbørstid, beskrevet i

Modell 2, endres i større grad ved endring i eksempelvis lufttemperatur eller tilført varme, vist i modellen med mindre konstantledd en resterende modeller.

### 8.3 Varmeoverføringskoeffisienten til varmeveksleren

Ved bruk av biblioteket NumPy ble det for analysert periode kalkulert varmeoverføringskoeffisient  $U$  for varmeveksleren til snøsmelteanlegget gjennom perioden, med fremgangsmåte presentert i kapittel 5.2. Ettersom  $UA$ -verdi for varmeveksleren skal være konstant kan dette benyttes for feilsøking underveis i styringen av anlegget. Etter kalkulering av  $UA$ -verdi for hvert femminutters intervall ga målingene gjort på anleggets effektmåler og vannmålere verdier som vist i figur 8.3.1:



**Figur 8.3.1:** UA-verdi for anleggets varmeveksler gjennom analysert periode

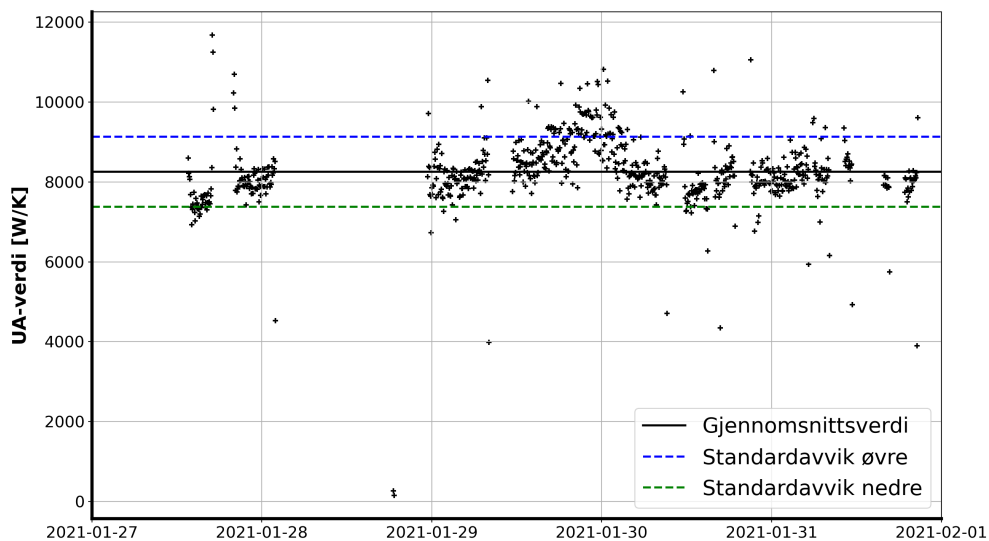
Som det fremkommer i figuren er kalkulerte verdier gjennom perioden noe varierende, men det kan likevel ses en trend med samlede målinger mellom 7000 og 10000 W/K.

For å kunne benytte målingene til feilsøking ble det videre kalkulert gjennomsnittsverdi og standardavvik for  $UA$  gjennom perioden, noe som ga følgende resultat:

**Gjennomsnittsverdi: 8253.5 W/K**

**Standardavvik: 878.9 W/K**

I styringen av anlegget kan målinger som ligger utenfor standardavvik fanges opp og videre generere alarm om verdiene skulle forbli utenfor intervallet over lengre tid. Gjennomsnittsverdi med øvre og nedre grense for standardavvik vises i figur 8.3.2.



**Figur 8.3.2:** UA-verdi for anleggets varmeveksler med markert gjennomsnittsverdi og standardavvik

Det vil anbefales å gjøre kalkulerings av  $UA$ -verdi over en større periode for å finne et nøyaktig estimat av verdien. Om målinger skulle ligge utenfor standardavviket over lengre tid vil det bety mindre avgitt effekt fra varmeveksleren eller temperaturfall i deler av rørsøyfene. Dette vil indikere endringer i systemet, og prediksjonsmodellene vil derfor ikke lengre være nøyaktige. Om feil skulle fanges opp kan anlegget videre gå over til manuell styring før det er rettet opp i feilene på anlegget.

## 8.4 Effektbegrensning ved bruk av prediksjon

Gjennom perioder med snøfall tilføres det med nåværende styringsprinsipper maksimalt varmepådrag til bakken. Dette fører til at bakketemperatur heves over nødvendig overflatetemperatur for smelting. Spesielt i perioder hvor bakken har nådd ønsket temperatur i forkant av nedbøren betyr dette unødvendig bruk av effekt. Prediksjonsmodellene kan i disse tilfellene benyttes for å optimalisere varmepådraget til bakken og dermed begrense effekten.

Ettersom vi i Modell 3 kan predikere fremtidig bakketemperatur kan modellen kombineres med likning 8.1.1 for å justere ventilen slik at det kun tilføres nødvendig varme for å holde overflatetemperaturen konstant. For å holde stabil overflatetemperatur vil dermed nødvendig ventilåpning være gitt ved likning 8.4.1

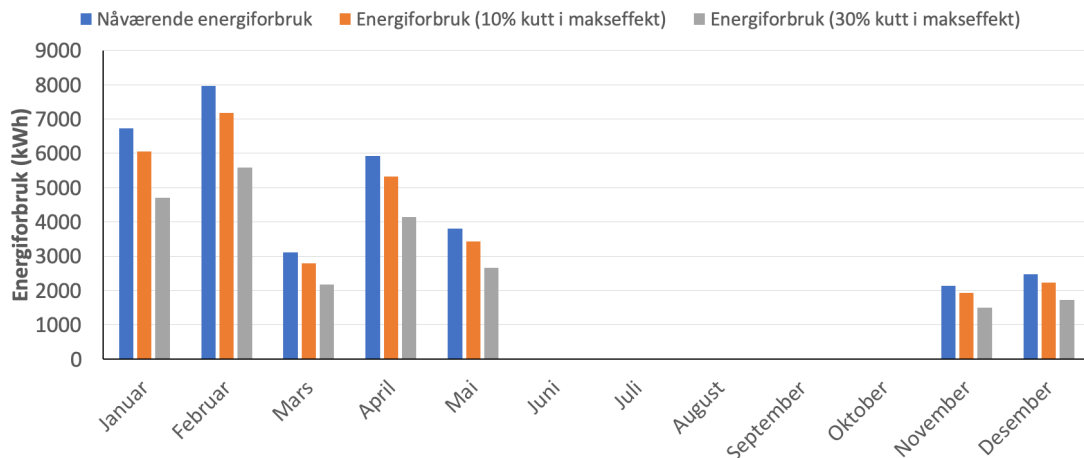
$$SB401[\%] = 10.8 T_n[^\circ C] - 4.7 T_a[^\circ C] + 39.4 \quad (8.4.1)$$

hvor  $SB401$  er den prosentvise åpningen på toveis-ventilen.  $T_n$  er nåværende bakketemperatur i  $^\circ C$  og  $T_a$  er nåværende temperatur på luften i  $^\circ C$ .

Det antas at det er tilstrekkelig med en overflatetemperatur på  $1^\circ C$  for å smelte snø i en akseptabel hastighet. Ved bruk av midlere maksimaleffekt og likning 8.4.1 kan det anslås lufttemperatur hvor overflatetemperaturen holdes konstant på  $1^\circ C$ . Basert på midlere maksimaleffekt i 2020 (gjennomsnittlig 100 kW i 2020, måles når toveis-ventil SB401 er ved 61 %) vil lufttemperaturer over  $-2.3^\circ C$  bety at bakketemperatur vil heves over  $1^\circ C$ . Det ble derfor sjekket hvor ofte anlegget tilfører maksimalt varmepådrag til bakken med lufttemperaturer over  $-2.3^\circ C$  og bakketemperatur på eller over  $1^\circ C$  gjennom samme år.

I 2020 ble bakketemperatur hevet mer enn nødvendig 466 timer gjennom nedbørstider. Dette tilsvarer over 30000 kWh med energi som kunne vært redusert ved bruk av prediksjon for å tilpasse effekten. Ved gjennomsnittlige lufttemperaturer over  $1.7^\circ C$  vil det kun være nødvendig med 70 kW for å holde bakken konstant på  $1^\circ C$ , basert på likning 8.4.1, gjennom disse timene. For lufttemperaturer på  $-1^\circ C$  vil 90 kW være tilstrekkelig. Det er derfor studert hvor mye energi som kunne vært spart ved å gjennomsnittlig kutte effekt med henholdsvis 10 og 30% gjennom disse timene. Dette er vist i figur 8.4.1.





**Figur 8.4.1:** Potensiell besparelse i energi ved bruk av prediksjon gjennom nedbørsperioder for Trondheimsporten

Spesifikk energibruk gjennom disse timene ligger på  $47.6 \text{ kWh/m}^2$ . Det betyr at ved et gjennomsnittlig kutt i 10% av effekt ville  $4.76 \text{ kWh/m}^2$  vært spart årlig. Ved 30% kutt ville hele  $14.3 \text{ kWh/m}^2$  vært bespart. I siste tilfelle vil spesifikt forbruk gjennom disse nedbørsperiodene ligge på  $33.3 \text{ kWh/m}^2$  og dermed bringe energiforbruket nærmere estimatet for årlig energibehov for å smelte snø i et gjennomsnittså.

## 8.5 Praktisk anvendelse av modellene

Prediksjonsmodellene gir mange muligheter for styring av snøsmelteanlegg. Spesielt for Modell 2 og 3, som kan benyttes for å optimalisere styringen av anlegget mot henholdsvis oppstartstidspunkt og effektbegrensning. Ved å implementere prediksjonsmodellene i anleggets toppsystem eller via en avansert undersentral vil snøsmelteanlegget kunne ta beslutninger for varmpådrag basert på disse.

I forrige delkapittel ble det presentert hvordan tilpasning av effekt gjennom nedbørstider kan begrenses ved bruk av prediksjon. Den prediktive styringen gir også mulighet for å optimalisere styringen i forkant av snøfall. Hvordan prediksjon kan kombineres med værprognoser og viktigheten av feilsøking underveis vil videre diskuteres.

### 8.5.1 Oppstartstidspunkt og bruk av værprognoser

Modell 2 gir oss kjennskaper til utviklingen av bakketemperatur med hensyn på avgitt effekt fra anlegget og målt lufttemperatur. Sammen med værprogno-

ser kan modellen benyttes til å optimalisere effekt- og energiforbruk ved oppkjøringen av bakketemperatur i forkant av varslet snøfall. Per nå er høyeste oppløsning på værprognosene vist i SD-anlegget gitt i 6-timers intervaller, noe som gjør beregning av minimal effektbruk upresist, ettersom det er usikkerheter i når nedbøren vil inntreffe. Ved høyere oppløsning på prognosene og dermed mer nøyaktighet, vil effektbruken kunne tilpasses ved regulering av toveis-ventilen slik at bakken når ønsket overflatetemperatur ved minimal effektforbruk.

I perioder hvor alle soner skal varmes opp i forkant av snøfall vil vi kunne kombinere likning 8.1.1 og 5.1.6. Ved å løse likningene med hensyn på ventilåpning sitter vi igjen med et uttrykk for toveis-ventilen gitt ved likning 8.5.1.

$$SB401 = 2096.4 \Delta T + 4.61 T_n + 7.75 T_a + 81.96 \quad (8.5.1)$$

hvor  $SB401$  er den prosentvise åpningen på toveis-ventilen.  $\Delta T$  er ønsket endring i bakkens temperatur over et fem-minutters intervall,  $T_n$  er nåværende bakketemperatur i °C og  $T_a$  er nåværende temperatur på luften i °C.

Ettersom funksjon for ventilåpning er estimert basert på målte verdier over den analyserte perioden vil modellen gi et godt anslag for effekttilpasning som funksjon av ventilåpning for verdier som måles innenfor tilsvarende område. Med bakgrunn i dette kan en slik modell benyttes for å optimalisere effektforbruket på anlegget i forkant av snøfall. Ettersom værprognosenes oppløsning per dags dato ikke er høy nok og analysert periode ikke dekker tilstrekkelig med måleverdier, vil ikke modellen per nå kunne benyttes for optimalisering av oppstarttid på anlegget. Ved høyere presisjon i værprognoser vil en tilsvarende modell dannet over målinger fra en større periode kunne legge grunnlag for dette.

### 8.5.2 Feilsøking

Det vil ved bruk av prediksjon være viktig å fange opp feil og endringer på anlegget tidlig, ettersom alle modeller er basert på historikk. Både estimering av  $UA$ -verdi(5.2.1), samt forholdet mellom effekt og henholdsvis returtemperatur (8.1.3) og temperaturredifferanse(8.1.5) kan benyttes for feilsøking underveis i styringen. Kontinuerlig kalkulering av verdiene kan underveis generere alarm på anlegget om kalkulerte verdier og målte verdier skulle fravike. Det bør her legges inn feilmargin, da treghet i systemet og målingene kan føre til avvik.

# Kapittel 9

## Økonomi

Det er for masteroppgaven studert hvordan et vannbårent snøsmelteanlegg kan styres optimalt økonomisk. Kapitlet vil først presentere hvilke energikostnader som er gjeldende. Videre vil det gjøres et kostnadsoverslag for konvensjonelle anlegg og det prognosestyrte snøsmelteanlegget som ble analysert i casestudiet. Deretter vil det presenteres hvordan prediktiv styring kan benyttes for optimal økonomisk styring.

### 9.1 Energikostnader - vannbårent snøsmelteanlegg

Dagens pris for fjernvarme er satt sammen av to deler: effektledd og energiledd. Effektleddet avregnes fra leverandør en gang i måneden og settes basert på den største effekten som anlegget tar ut av kundesentralen. Prisene varierer mellom fjernvarmeleverandørene og gjennom året. Et eksempel er gitt ved tabell 9.1.1 som viser effektleddets kostnad for næringskunder i Trondheim i 2021 fra Statkraft (Statkraft (2020)). Prisene vil bli brukt som utgangspunkt i videre økonomiske beregninger.

**Tabell 9.1.1:** Utdrag fra fjernvarmetariff til næringskunder i Trondheim for 2021 (Statkraft (2020))

Periode	Høyeste effekt (kW)	Pris (NOK/kW/mnd)
Sommer (mai-okt)	0-99	39.00
Sommer (mai-okt)	100-399	33.00
Sommer (mai-okt)	> 400	27.00
Vinter (nov-apr)	0-99	59.00
Vinter (nov-apr)	100-399	49.00
Vinter (nov-apr)	> 400	39.00

Energileddet faktureres månedlig basert på antall kilowatt-timer som er re-

gistrert på energimåleren til anlegget gjennom perioden. Prisene varierer gjennom året etter spotpris, altså den faktiske prisen for kraftleverandør på kraftbørsen. Pris for nettleie og forbruksavgift kommer i tillegg og avhenger også av antall kilowatt-timer registrert. Månedsmiddelpris for april 2021 lå på 0.28 NOK/kWh (NordPool (2021)).

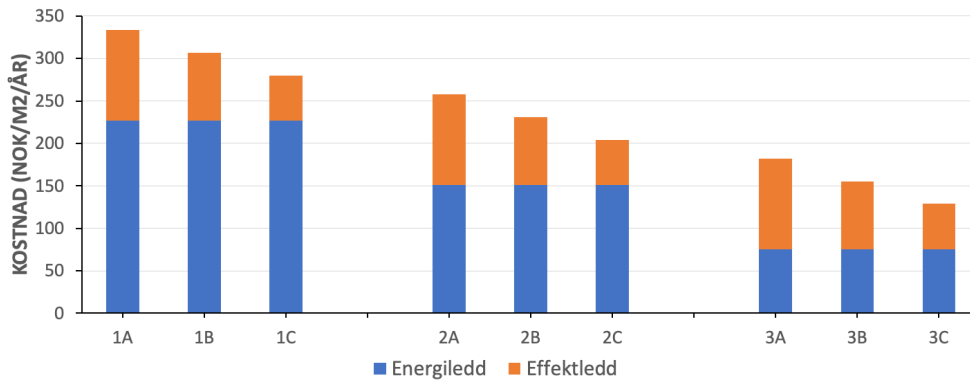
## 9.2 Kostnadsoverslag for konvensjonelle anlegg

Det er studert hvordan de årlige energikostnadene vil variere med hensyn på spesifikk årlig energiforbruk og midlere maksimaleffekt. I kapittel 3, tabell 3.2.1, ble det presentert ulike spesifikt energiforbruk på konvensjonelle anlegg. Energiforbruket varierte fra 900 kWh/m<sup>2</sup>/år til 200 kWh/m<sup>2</sup>/år basert på hvilken type styring som anleggene benytter. Tabell 9.2.1 viser tre ulike caser basert på disse erfaringstallene.

**Tabell 9.2.1:** Eksempler på konvensjonelle snøsmelteanleggs energi- og effektforbruk for kostnadsoverslag

Case	Spes. energiforbruk (kWh/m <sup>2</sup> /år)	Midlere maksimaleffekt (W/m <sup>2</sup> /mnd)
Case 1A	600	200
Case 1B	600	150
Case 1C	600	100
Case 2A	400	200
Case 2B	400	150
Case 2C	400	100
Case 3A	400	200
Case 3B	400	150
Case 3C	400	100

Case 1, 2 og 3 har spesifikt årlig energiforbruk på henholdsvis 600, 400 og 200 kWh/m<sup>2</sup>. For A, B og C er midlere maksimaleffekt variert med henholdsvis 200 W/m<sup>2</sup>/mnd, 150 W/m<sup>2</sup>/mnd og 100 W/m<sup>2</sup>/mnd for å studere hvordan dette vil påvirke de årlige energikostnadene. Disse er vist for alle caser i figur 9.2.1.

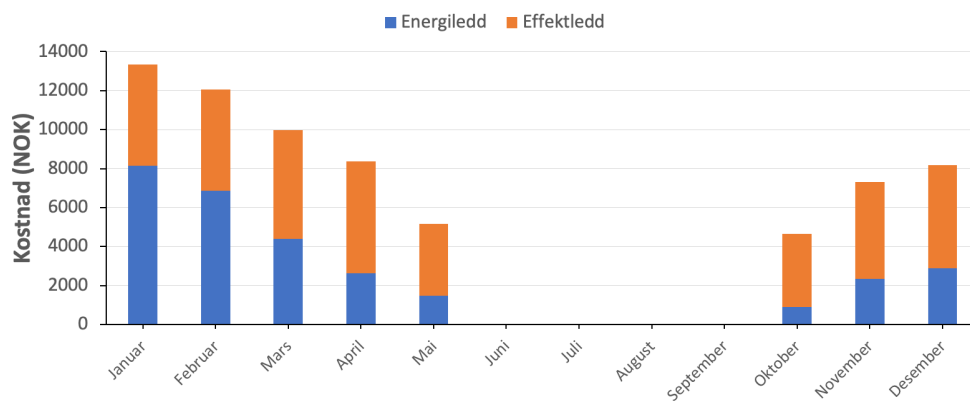


**Figur 9.2.1:** Energikostnader for ulike snøsmelteanlegg med bruk av fjernvarme

Årlige kostnader for de ulike casene varierer fra over 300 NOK/m<sup>2</sup> til 129 NOK/m<sup>2</sup>. Effektleddet vil i mindre grad påvirke årlige kostnader for anlegg med høyt årlig spesifikt energiforbruk, hvor det i motsatt ende vil ha en større innvirkning på den totale kostnaden hos anlegg med høyere energiforbruk. Eksempelvis for case 3A utgjør effektleddet over 58 % av de totale kostnadene, mens for case 1C vil effektleddet kun utgjøre 19 %.

### 9.3 Kostnadsoverslag - prognosestyring

Trondheimsporten snøsmelteanlegg er brukt som utgangspunkt for å studere kostnader for prognosestyrte anlegg. Med bakgrunn i målt månedlig energiforbruk og høyest målt effektuttak gjennom 2020 er det gjort studie på energikostnader tilknyttet snøsmelteanlegget. Det er benyttet gjennomsnittlige månedlige spotpriser for energi og energiledd er beregnet basert på sesong. Månedlig energikostnader for anlegget er vist i figur 9.3.1.



**Figur 9.3.1:** Månedlig energikostnad for Trondheimsporten snøsmelteanlegg

Det brukes mest energi gjennom vintermånedene januar og februar. Dette fører til at dette også er månedene med høyest kostnader. Etersom høyeste effekt er relativt lik i alle måneder snøsmelteanlegget er på, varierer effektledet lite gjennom disse månedene. Et kutt i maksimaleffekt kan derfor bidra til et betydelig kutt i årlige totale energikostnader.

Et utsnitt fra kostnadsoverslaget for anlegget er gitt i tabell 9.3.1. Videre er full beregning lagt ved i appendix (A.4).

**Tabell 9.3.1:** Energikostnader for Trondheimsporten snøsmelteanlegg i 2020

Inndata	Verdi
Areal(m <sup>2</sup> )	675
Energiforbruk (kWh)	78446
Spesifikt energiforbruk (kWh/m <sup>2</sup> )	116
Høyest målte effektuttak (kW)	114
Årlig kostnad - Energiledd (NOK/m <sup>2</sup> )	43.9
Årlig kostnad - Effektledd (NOK/m <sup>2</sup> )	58.5
<b>Total årlig kostnad (NOK/m<sup>2</sup>)</b>	<b>102.4</b>

Som tabellen viser er årlige energikostnader for anlegget allerede lavere enn eksemplene vist for konvensjonell styring i forrige delkapittel. Effektleddet utgjør her størst del av energikostnadene, noe som er naturlig ettersom anlegget har et lavt spesifikt energiforbruk.

## 9.4 Besparelspotensial ved prediktiv styring

Studier på økonomisk besparelse ved bruk av prediksjonsmodeller i styringen av snøsmelteanlegget ved Trondheimsporten viser at det er mulig å kutte kostnader ved implementering av prediksjon i styringen til snøsmelteanlegget. Det er studert to scenarier med bakgrunn i funnene fra resultatene presentert i kapittel 8, som videre vil diskuteres.

### 9.4.1 Besparelse ved kutt i effekttopper

I kapittel 8 ble det anslått at det kun ved å benytte prediksjonsmodeller gjennom nedbørstider kan kuttes betydelig med effekttopper og dermed energi gjennom perioden. Det er derfor undersøkt hvordan løsningen vil påvirke økonomien rundt anlegget.

Beregningene tar utgangspunkt i et kutt i midlere maksimaleffekt på 30%. Videre er anslått månedlig besparelse i energi gjennom tiden hvor anlegget tidligere har blitt tilført unødvendig varme trekt fra. Dette gir årlig økonomisk besparelse som vist i tabell 9.4.1.

**Tabell 9.4.1:** Besparelspotensial for Trondheimporten snøsmelteanlegg ved effektbegrensning gjennom nedbørstider

Inndata	Verdi	Besparelse (%)
Areal(m <sup>2</sup> )	675	-
Energiforbruk (kWh)	68799	12.3
Spesifikt energiforbruk (kWh/m <sup>2</sup> )	102	12.3
Høyest målte effektuttak (kW)	80	30.0
Årlig kostnad - Energiledd (NOK/m <sup>2</sup> )	38.6	12.1
Årlig kostnad - Effektledd (NOK/m <sup>2</sup> )	46.5	20.5
<b>Total årlig kostnad (NOK/m<sup>2</sup>)</b>	<b>85.1</b>	<b>16.9</b>

Tabellen viser at det kun ved å kutte ned på effekttopper og begrense varme pådraget gjennom nedbørstider til minimum ville vært mulig å spare 16.9% av de årlige energikostnadene til snøsmelteanlegget i 2020. For et konvensjonelt anlegg ville styringen medført et enda større kutt i energikostnadene.

### 9.4.2 Besparelse ved optimal bruk av prediksjon

Ved optimal bruk av prediksjon i styringen til snøsmelteanlegget er det naturlig å anslå at spesifikt energibruk kan kuttes ned mot reelt energibehov for smelting av all snøfall gjennom året. Som presentert i kapittel 3 ligger dette på omlag 35 kWh/m<sup>2</sup> årlig i Oslo. Inkludert forskjeller i klima og noe energitap gjennom året er derfor spesifikt energibruk for Trondheimsporten anslått å potensielt kunne ligge ned mot 50 kWh/m<sup>2</sup> årlig. Videre er det antatt at det er mulig å kutte effekttopper med 30 % ved optimal styring av anlegget.

Tabell 9.4.2 på neste side presenterer nye kalkulerte verdier med bakgrunn i beregningseksempelet gitt i tabell 9.3.1 og anslått kutt i energi og effekt. Prosentvis besparelse er gitt til høyere i tabellen.

**Tabell 9.4.2:** Besparelspotensial for Trondheimporten snøsmelteanlegg ved optimal prediktiv styring

Inndata	Verdi	Besparelse (%)
Areal(m <sup>2</sup> )	675	-
Energiforbruk (kWh)	33732	57.0
Spesifikt energiforbruk (kWh/m <sup>2</sup> )	50	57.0
Høyest målte effektuttak (kW)	80	30.0
Årlig kostnad - Energiledd (NOK/m <sup>2</sup> )	18.9	57.0
Årlig kostnad - Effektledd (NOK/m <sup>2</sup> )	46.5	20.5
<b>Total årlig kostnad (NOK/m<sup>2</sup>)</b>	<b>65.4</b>	<b>36.2</b>

Som det fremkommer i tabellen kan optimal styring av snøsmelteanlegg ved bruk av prediksjon bidra til 36.2% kutt i årlige kostnader knyttet til energibruk på anlegget. Dette tilsvarer omlag 25000 NOK årlig. Ettersom Trondheimsporten snøsmelteanlegg per dags dato er blant de mest energieffektive anleggene, vil optimal bruk av prediksjon ved andre anlegg kunne føre til betydelige større kutt i kostnader knyttet til energi.

## 9.5 Investeringskostnad ved bruk av prediksjon

Fordelen med bruk av prediksjon i styringen til snøsmelteanlegg er at ekstra kostnader vil begrenses til omprogrammering og eventuelt oppgradering av undersentral eller SD-anlegg, gitt at anlegget allerede er utstyrt med tilstrekkelig med målere. For anlegg med eldre type styring vil det anbefales å benytte seg av prognosestyring først for å danne grunnlag som prediksjonsmodellene kan bygges på.

For eldre anlegg kan overgang til prognosestyring bety ekstra kostnader i form av en undersentral og eventuell oppgradering og omprogrammering i SD-anlegget. Investering i målere for bakketemperatur og nedbør, samt installasjonskostnader vil komme i tillegg. Disse investeringskostnadene vil likevel fort tjenes inn ved betydelig lavere energikostnader og mulighet for ytterligere kutt ved bruk av prediksjon.



## 9.6 Diskusjon

Som vist ved beregningene i dette kapittelet vil optimal styring av snøsmelteanlegg føre til kutt i energi og effekt, og dermed lavere kostnader. Det er likevel viktig at besparelse ikke går på bekostning av funksjonaliteten til anleggene.

Som det fremkommer i beregningene kan implementering av prediksjonsmodeller bidra til å kutte kostnader knyttet til både energi og effekt, selv ved allerede energieffektive anlegg. Kostnadene for implementering av prediksjonsmodellene er ikke kjent, men forventes å opprettholde lønnsomheten til anleggene.

# Kapittel 10

## Diskusjon

Innledningsvis i oppgaven ble ulike metoder for styring og regulering av snøsmelteanlegg presentert. Erfaringstallene for spesifikt energiforbruk på de ulike anleggene viste at forbruket varierer i stor grad basert på styringsmetode og måleroppsett. Likevel kan det antas at det finnes anlegg med betydelig høyere energiforbruk, da tallene som er presentert er hentet fra anlegg med egen energimåler og som dermed har mulighet for energioppfølging.

Prognosestyrte anlegg bruker mindre energi enn konvensjonelle anlegg, etter som de tar høyde for fremtidig tilstand og ikke bare målt tilstand, og lar anlegget være avslått i nedbørsfrie perioder hvor det ikke er meldt snø. Snøsmelteanleggene er også utrustet med målere som muliggjør prediktiv styring. For anlegg uten nok målere vil det være nødvendig å sette opp disse i forkant av implementering av prediktiv styring for å danne tilstrekkelig med historikk som prediksjonsmodellene kan bygges på.

Som resultatene fra prediksjonsstudiene viste vil det ved bruk av historikk på anlegg med godt måleroppsett være mulig å predikere fremtidig bakketemperatur med høy treffsikkerhet ved bruk av anleggets målere. Dette betyr at det vil være mulig å benytte prediksjonsmodeller i styringen for å tilpasse oppstarttidspunkt og begrense effekt.

Prediksjonmodellene tar i oppgaven utgangspunkt i en mindre periode for estimering av fremtidige verdier. For praktisk anvendelse av slike modeller er det kritisk at man baserer modellene på historikk over et større tidsintervall for å sørge for at modellene blir robuste. Dette er en svakhet i studiet.

Prediksjonen er avhengig av at anlegget i fremtiden korrelerer med historikken på anlegget. Hvis det skulle skje endringer i systemet vil dette påvirke styringen og gi feil i estimerte prediksjonsmodeller, som igjen vil føre til feil avgitt effekt. Feildetektering vil derfor være viktig ved implementering av pre-

diksjon i styringen til snøsmelteanlegg. Det bør også implementeres automatisk tilpasning av prediksjonsmodeller i systemet til anleggene etterhvert som det dannes mer data.

Som resultatene fra prediksjonsmodell 1 (kapittel 8, likning 8.2.1) viste, er det fortsatt noe usikkerheter knyttet til variablene som påvirker bakketemperaturen. Å sette opp målere som fanger opp lokale forhold på vind, sol og skydekke vil derfor anbefales for å oppnå høyere presisjon i modellene. Skydekke fra lokal værprognose kan også benyttes.

Gjennom smeltetiden viste studiet at det kan bespares mye energi ved å begrense effekten ned til nødvendig effekt for å holde overflatetemperaturen stabil gjennom nedbørsperioden. At målingen for bakkens overflatetemperatur er nøyaktig vil her være essensielt for at estimering av varmepådraget skal bli korrekt.

For tilpasning av effekt gjennom oppstartstiden til anlegget vil værprognoser kombinert med prediksjon kunne benyttes slik at bakken når ønsket temperatur i forkant av snøfall. Oppløsningen på dagens prognoser i SD-anlegget er midlertidig såpass lav at tilført effekt ikke kan optimaliseres da nøyaktig tid hvor nedbør vil inntreffe vil være ukjent. Det vil likevel være mulig å tilpasse effekten i større grad en tidligere, og et alternativ er å innhente timesoppløsning på prognosene.

Som vist ved de økonomiske beregningene i kapittel 9 vil prediktiv styring av snøsmelteanlegg føre til kutt i energi og effekt, og dermed lavere kostnader. Det er likevel viktig at besparelse ikke går på bekostning av funksjonaliteten til anleggene. For anlegg med spesielle behov, for eksempel at enkeltområder alltid skal være tørre, må dette hensyntas i optimaliseringen. Ettersom investeringskostnadene ved prediksjon begrenses til omprogrammering og eventuelt oppgradering av undersentral eller SD-anlegg, vil styringen kunne bidra til kutt i kostnader hos også energieffektive snøsmelteanlegg. For anlegg uten tilstrekkelig målere vil kostnader for utrustning av anlegget tilkomme.

Det er ikke i praksis testet prediktiv styring av snøsmelteanlegg som beskrevet i denne oppgaven. For implementering i styringen må det utvikles funksjonsbeskrivelse og dannes mer robuste modeller.

# Kapittel 11

## Konklusjon

Konvensjonelle snøsmelteanlegg styres manuelt eller automatisk, hvor styringen varierer basert på måleroppsett og utforming. I nyere tid har værprognoser blitt tatt i bruk for å forbedre anleggene i forkant av varslet snøfall og for å holde anleggene avslått i perioder uten varmebehov. Spesifikt energiforbruk varierer i stor grad mellom anleggene. For prognosestyrte anlegg ligger energiforbruket rundt 100 kWh/m<sup>2</sup>/år, mens mer konvensjonelle anlegg kan ha energiforbruk opp mot 1000 kWh/m<sup>2</sup>/år.

Ved å benytte historikk på anleggene kan det dannes prediksjonsmodeller for fremtidig bakketemperatur som kan benyttes i anleggets styringsfunksjon for å tilpasse effekt gjennom oppstart- og smeltetid. Prediksjonsmodellene bygges opp basert på teori innen varme- og massetransport, samt tilgjengelige målinger på anleggene.

Analyse av Trondheimsporten snøsmelteanlegg viste at målere på bakketemperatur, lufttemperatur og effekt vil være tilstrekkelig for å kunne estimere fremtidig bakketemperatur gjennom hele driften til anlegget. Likevel vil målere som fanger opp vind, solstråling og skydekke på lokasjonen kunne føre til høyere nøyaktighet i modellene, spesielt i perioder hvor det ikke går varme på anlegget.

Prediktiv styring kan bidra til effektbegrensning og optimalisering av oppstartstidspunkt for snøsmelteanlegg. En optimal løsning vil kutte energiforbruket ned til reelt behov for snøsmelting og sørge for optimal økonomisk styring av anleggene.

## 11.1 Anbefalinger til videre arbeid

I masteroppgaven er det diskutert hvordan prediksjon kan benyttes for optimal styring av snøsmelteanlegg. Neste steg vil være å implementere prediktiv styring i praksis, og forslag til videre arbeid er å:

- Inkludere flere relevante variabler og mer historikk i prediksjonsmodellene. Studere muligheter for implementering av prediksjonsmodeller i toppsystemet til snøsmelteanlegg.
- Utarbeide funksjonsbeskrivelse for optimal prediktiv styring av snøsmelteanlegg.
- Opprette depot for automatisk lagring av målinger som kan benyttes til prediksjon ved oppsett av anlegg. Implementere automatisk generering av prediksjonsmodeller basert på historikk.
- Gjennomføre pilotprosjekt for å undersøke hvordan prediktiv styring fungerer i praksis. Videre revidere funksjonsbeskrivelse for ytterligere optimalisering av styringen.

## Bibliografi

arcarkitekter.no (2017), 'Trondheimsporten'. [Online; accessed March 11, 2021].

**URL:** <https://www.arcarkitekter.no/prosjekter/trondheimsporten/>

Cole, R. J. and Kernan, P. C. (1996), 'Life-cycle energy use in office buildings', *Building and environment* **31**(4), 307–317.

DFB (2017), 'Byggteknisk forskrift (tek17) med veiledning'.

**URL:** <https://dibk.no/regelverk/byggteknisk-forskrift-tek17/>

Energi21 (2020), Digitalisering av energisektoren, Report.

Grosch, C. (2015), 'Snøfrie fortau - konsept for optimal styring'.

IWMAC (2021), 'Bygg og industri'.

**URL:** <https://iwmac.com/no/bygg-og-industri/>

Jonsson, K. B. (2014), Bruk av værprognoser for optimal styring av snøsmelteanlegg, Thesis.

Mamen, J., Kristensen, A., Rogstad, G. and Mahle, A. (2005), 'Meteorologi og klimastasjoner'.

McAleer, T. (2020), 'Interpreting linear regression through statsmodels .summary()'.  
**URL:** <https://medium.com/swlh/interpreting-linear-regression-through-statsmodels-summary-4796d359035a>

**URL:** <https://medium.com/swlh/interpreting-linear-regression-through-statsmodels-summary-4796d359035a>

MET (2021), 'Norsk klimaservicesenter'.

**URL:** <https://seklima.met.no/>

Micromatic (2021), 'Isfri 60'.

**URL:** <https://www.micromatic.no/produkter/varme-varmestyring/snosmelteautomatikk/ni1040/>

NordPool (2021), 'Day-ahead prices'.

**URL:** <https://www.nordpoolgroup.com/Market-data1/Dayahead/Area-Prices/NO/Monthly/?view=table>

NRK (2021), 'Værsymboler - github'.

**URL:** <https://github.com/nrkno/yr-weather-symbols>

Spilde, D., Lien, S. K., Ericson, T. B. and Magnussen, I. H. (2020), 'Energibruk i norge mot 2035'.

**URL:** [http://publikasjoner.nve.no/rapport/2018/rapport2018\\_43.pdf](http://publikasjoner.nve.no/rapport/2018/rapport2018_43.pdf)

Statkraft (2020), 'Fjernvarmetariff bt1 til næringskunder i trondheim'.

**URL:** <https://www.statkraftvarme.no/globalassets/0/statkraft-varme/produkter-og-tjenester/prisark/jan-2021/trondheim-bedrift-uten-volumledd-bt1.pdf>

UNFCCC (2020), 'Norway - ndc'.

**URL:** <https://www4.unfccc.int/sites/NDCStaging/pages/Party.aspx?party=NORprototype=1>

VVS, V. (2021), 'Snøsmelteanlegg'.

**URL:** <https://www.variantvvs.no/index.php/snosmelteanlegg>

yr (2021), 'yr.no'.

**URL:** <https://www.yr.no/nb>

---

# Tillegg A

## Appendix

### A.1 Programmering og kode

#### A.1.1 Databiblioteker og importering

```
1 import pandas as pd
2 import datetime
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 import numpy as np
5 import scipy.stats as sp
6 import datetime
7 from scipy.ndimage.filters import gaussian_filter1d
8 from sklearn import linear_model
9 from sklearn.metrics import r2_score
10 import seaborn as sns
11 import statsmodels.formula.api as sm
12 import statsmodels.api as sma
```

```
1 # Fra excel til python
2 DataFrame = pd.read_excel('excelfil.xls')
```

#### A.1.2 Filtrering og databehandling

```
1 # Filter for valg av perioder
2 def filter_df_on_datetimes(start_date, end_date, dataframe, col):
3     start = datetime.datetime.strptime(start_date, '%d/%m/%Y %H:%
4     M')
5     end = datetime.datetime.strptime(end_date, '%d/%m/%Y %H:%M')
6     new_df = dataframe[
7         (dataframe[col] >= start) & (dataframe[col] <= end)]
8     return new_df
```



```

1 # Metoder for filtrering av outliers
2 def reject_outliers(data, m=2):
3     return data[abs(data - np.mean(data)) < m * np.std(data)]
4
5 def reject_outliers_2(data, m=2.):
6     d = np.abs(data - np.median(data))
7     mdev = np.median(d)
8     s = d / (mdev if mdev else 1.)
9     return data[s < m]

```

```

1 # Oppretting av matrise for videre behandling
2 def lag_matrise(start_date, end_date):
3     Matrise = pd.DataFrame()
4     # Maaler 1
5     data1 = filter_df_on_datetimes(start_date, end_date,
6     DataFrame, 'col1')
7     data1 = data1.set_index('col1_Tid').resample('5T').pad()
8     data1 = data1.reset_index()
9     Matrise['col1'] = data1['col1_Tid']
10    Matrise['col2'] = data1['col1']
11    # Maaler 2
12    data4 = filter_df_on_datetimes(start_date, end_date,
13    DataFrame, 'col2_Tid')
14    data2 = data2.set_index('col2_Tid').resample('5T').pad()
15    data2 = data2.reset_index()
16    Matrise['col3'] = data4['col2']
17    .....
18    .....
19    Matrise.replace([np.inf, -np.inf], np.nan, inplace=True)
20    Matrise = Matrise.dropna()
21    return Matrise

```

```

1 # Fjerne rader fra matrise basert paa maaler
2 def matrise_uten_verdier(start_date, end_date, tall):
3     Matrise = lag_matrise(start_date, end_date)
4     Matrise = Matrise.drop(Matrise[Matrise.maaler == tall].index)
5     return Matrise

```

### A.1.3 Kalkulering

```

1 # Kalkulering av kolonner i matrise
2 def kalkulering_med_matrise(start_date, end_date):
3     Matrise = lag_matrise(start_date, end_date)
4     Matrise['minus'] = Matrise['col2'].subtract(Matrise['col3'],
5     fill_value = 0)
6     Matrise['pluss'] = Matrise['col2'].add(Matrise['col3'])
7     Matrise['multi'] = Matrise['col2'].mul(Matrise['col3'])
8     Matrise['div'] = Matrise['col2'].div(Matrise['col3'])
9     Matrise['gradient'] = pd.DataFrame(np.gradient(Matrise['col2']
10     ],300))

```

```

9     Matrise.replace([np.inf, -np.inf], np.nan, inplace=True)
10    Matrise = Matrise.dropna()
11    return Matrise

```

## A.1.4 Grafisk fremstilling av data

```

1 # Scatterplot
2 def visualiser_scatter(start_date, end_date):
3     Matrise = kalkulering_med_matrise(start_date, end_date)
4     fig = plt.figure()
5     ax = fig.add_subplot(111)
6     plt.scatter(Matrise['col1'], Matrise['col2'], s=15, marker
7     ='+', color='k')
8     for axis in ['bottom', 'left']:
9         ax.spines[axis].set_linewidth(3)
10    plt.tick_params(axis='x', labelsize=15)
11    plt.tick_params(axis='y', labelsize=15)
12    plt.ylabel('col2 [enhet]', fontweight='bold', fontsize=18)
13    plt.grid()
14    plt.show()

```

```

1 # plot av tidsserier
2 def tidssplot(start_date, end_date):
3     fig = plt.figure()
4     ax = fig.add_subplot(111)
5     data1 = lag_matrise(start_date, end_date)
6     plt.plot(col1, col2, color='k')
7     plt.yticks(np.arange(start, slutt, step=X))
8     ax.set_ylim(ymin=start)
9     ax.set_xlim([datetime.date(ar1, mnd1, dag1), datetime.date(
10    ar2, mnd2, dag2)])
11    plt.tick_params(axis='x', labelsize=15)
12    plt.tick_params(axis='y', labelsize=15)
13    for axis in ['bottom', 'left']:
14        ax.spines[axis].set_linewidth(2)
15    plt.legend(['Beskrivelse'], prop={'size': 15})
16    plt.ylabel('Verdi [enhet]', fontweight='bold', fontsize=18)
17    plt.grid()
18    plt.show()

```

```

1 # 3D visulaisering
2 def visualiser_3D(start_date, end_date):
3     df = lag_matrise(start_date, end_date)
4     X = df[['col2', 'col3']].values.reshape(-1,2)
5     Y = df['col4']
6     x = X[:, 0]
7     y = X[:, 1]
8     z = Y
9     x_pred = np.linspace(col2_start, col2_slutt, 30)
10    y_pred = np.linspace(col3_start, col3_slutt, 30)

```

```
11     xx_pred, yy_pred = np.meshgrid(x_pred, y_pred)
12     model_viz = np.array([xx_pred.flatten(), yy_pred.flatten()]).
T
13     ols = linear_model.LinearRegression()
14     model = ols.fit(X, Y)
15     predicted = model.predict(model_viz)
16     r2 = model.score(X, Y)
17     plt.style.use('default')
18     fig = plt.figure(figsize=(12, 4))
19     ax1 = fig.add_subplot(131, projection='3d')
20     ax2 = fig.add_subplot(132, projection='3d')
21     ax3 = fig.add_subplot(133, projection='3d')
22     axes = [ax1, ax2, ax3]
23     for ax in axes:
24         ax.plot(x, y, z, color='k', zorder=15, linestyle='none',
25 marker='o', alpha=0.5)
26         ax.scatter(xx_pred.flatten(), yy_pred.flatten(),
27 predicted, facecolor=(0, 0, 0, 0), s=20, edgecolor='#70b3f0')
28         ax.set_xlabel('verdi1 [enhet]', fontsize=12)
29         ax.set_ylabel('verdi2 [enhet]', fontsize=12)
30         ax.set_zlabel('verdi3 [enhet]', fontsize=12)
31         ax.locator_params(nbins=4, axis='x')
32         ax.locator_params(nbins=5, axis='y')
33         ax1.text2D(0.2, 0.32, 'Fig:1', fontsize=13, ha='center', va='
center',
34                 transform=ax1.transAxes, color='grey', alpha=0.5)
35         ax2.text2D(0.3, 0.42, 'Fig:2', fontsize=13, ha='center', va='
center',
36                 transform=ax2.transAxes, color='grey', alpha=0.5)
37         ax3.text2D(0.85, 0.85, 'Fig:3', fontsize=13, ha='center', va='
center',
38                 transform=ax3.transAxes, color='grey', alpha=0.5)
39         ax1.view_init(elev=28, azim=120)
40         ax2.view_init(elev=4, azim=114)
41         ax3.view_init(elev=60, azim=165)
42         fig.suptitle('Tittel', fontsize=20)
43         fig.tight_layout()
44         plt.show()
```

## A.2 OLS resultater for prediksjonsmodeller

### A.2.1 Modell 1

```

1 OLS Regression Results
2 =====
3 Dep. Variable: Bakketemperatur      R-squared:      0.791
4 Model: OLS                          Adj. R-squared: 0.739
5 Method: Least Squares              F-statistic:    15.16
6 Date: Tue, 25 May 2021             Prob (F-statistic): 0.0019
7 Time: 10:18:19                     Log-Likelihood: 11.518
8 No. Observations: 11               AIC:            -17.04
9 Df Residuals: 8                    BIC:            -15.84
10 Df Model: 2
11 Covariance Type: nonrobust
12 =====
13                coef    std.err   t      P>|t|    [0.025  0.975]
14 -----
15 const                0.3755   0.782   0.480   0.644    -1.429   2.180
16 Lufttemperatur_na   0.1270   0.160   0.765   0.466    -0.256   0.510
17 Bakketemperatur_na  0.7848   0.246   3.192   0.013     0.218   1.352
18 =====
19 Omnibus:                2.777          Durbin-Watson:      2.308
20 Prob(Omnibus):          0.249          Jarque-Bera (JB):   1.440
21 Skew:                   -0.880         Prob(JB):           0.487
22 Kurtosis:                2.783          Cond. No.           174.
23 =====

```

### A.2.2 Modell 2

```

1 OLS Regression Results
2 =====
3 Dep. Variable: Bakketemperatur      R-squared:      0.997
4 Model: OLS                          Adj. R-squared: 0.997
5 Method: Least Squares              F-statistic:    8.279e+04
6 Date: Tue, 25 May 2021             Prob (F-statistic): 0.00
7 Time: 12:30:34                     Log-Likelihood: 974.51
8 No. Observations: 746              AIC:            -1941.
9 Df Residuals: 742                  BIC:            -1923.
10 Df Model: 3
11 Covariance Type: nonrobust
12 =====
13                coef    std err   t      P>|t|    [0.025  0.975]
14 -----
15 const                -0.0391   0.021  -1.864   0.063    -0.080   0.002
16 Effekt_na            0.0003   0.000   1.568   0.117    -6.83e-05 0.001
17 Lufttemperatur_na  -0.0037   0.003  -1.267   0.206    -0.009   0.002
18 Bakketemperatur_na  0.9978   0.002  433.579  0.000     0.993   1.002
19 =====

```

```

19 Omnibus:          27.183          Durbin-Watson:          1.789
20 Prob(Omnibus):   0.000          Jarque-Bera (JB):      58.254
21 Skew:            -0.178          Prob(JB):              2.24e-13
22 Kurtosis:        4.322          Cond. No.              642.
23 =====

```

### A.2.3 Modell 3

```

1 OLS Regression Results
2 =====
3 Dep. Variable:   Bakketemperatur   R-squared:          0.977
4 Model:          OLS                Adj. R-squared:     0.977
5 Method:         Least Squares      F-statistic:        6249.
6 Date:           Tue, 25 May 2021   Prob (F-statistic): 0.00
7 Time:           11:58:46           Log-Likelihood:     296.11
8 No. Observations: 438             AIC:                -584.2
9 Df Residuals:   434               BIC:                -567.9
10 Df Model:       3
11 Covariance Type: nonrobust
12 =====
13              coef      std err      t      P>|t|      [0.025
14              0.975]
15 -----+-----+-----+-----+-----+-----+-----
16 const          -0.1119    0.051    -2.202    0.028    -0.212    -0.012
17 Effekt_na       0.0017    0.001     2.692    0.007     0.000     0.003
18 Lufttemperatur_na 0.127    0.007     1.771    0.077    -0.001     0.027
19 Bakketemperatur_na 0.9708  0.011    91.404    0.000     0.950     0.992
20 =====
21 Omnibus:        379.449          Durbin-Watson:          1.571
22 Prob(Omnibus):  0.000          Jarque-Bera (JB):      18028.032
23 Skew:           -3.366          Prob(JB):              0.00
24 Kurtosis:       33.700          Cond. No.              733.
25 =====

```

### A.3 Prismodell fjernvarme - Statkraft

**Tabell A.3.1:** Pris på effektledd for næringskunder i Trondheim 2021 (Statkraft (2020))

Periode	Høyeste effekt (kW)	Pris (NOK/kW/mnd)
Sommer (mai-okt)	0-99	39.00
Sommer (mai-okt)	100-399	33.00
Sommer (mai-okt)	> 400	27.00
Vinter (nov-apr)	0-99	59.00
Vinter (nov-apr)	100-399	49.00
Vinter (nov-apr)	> 400	39.00

**Tabell A.3.2:** Pris på energiledd for næringskunder i Trondheim 2021 (Statkraft (2020))

Element	Pris (øre/kWh)
Månedsmiddel for forsyningsområdet	spotpris
Energipris nettleie	5.00
Påslag inkl. elsertifikat	2.75
Forbruksavgift	16.69

**Tabell A.3.3:** Månedlige spotpriser i Trondheim 2020 (Statkraft (2020))

Måned	Pris (øre/kWh)
Januar	23.29
Ferbruar	13.94
Mars	10.02
April	5.29
Mai	9.60
Juni	3.38
Juli	2.72
August	6.80
September	10.70
Oktober	13.09
November	56.35
Desember	15.11

## A.4 Økonomiske beregninger

Tabell A.4.1: Energikostnader for Trondheimsporten snøsmelteanlegg i 2020

Måned	Energiforbruk (kWh)	Maks effekt (kW)	Energiledd (NOK)	Effektledd (NOK)	Totalkostnad (NOK)
jan	17065	106	8139	5194	13333
feb	17903	106	6865	5194	12059
mar	12762	114	4393	5586	9979
apr	8905	97	2644	5723	8367
mai	4334	95	1474	3705	5170
jun	0	0	0	0	0
jul	0	0	0	0	0
aug	0	0	0	0	0
sep	0	0	0	0	0
okt	2391	96	896	3744	4640
nov	7759	102	2330	4998	7328
des	7327	108	2895	5292	8187

Tabell A.4.2: Energikostnader for Trondheimsporten snøsmelteanlegg i 2020 ved kutt i effekt gjennom nedbørstid

Måned	Energiforbruk (kWh)	Maks effekt (kW)	Energiledd (NOK)	Effektledd (NOK)	Totalkostnad (NOK)
jan	15048	74	7177	4378	11554
feb	15511	74	5947	4378	10325
mar	11830	80	4072	4708	8780
apr	7128	68	2116	4006	6122
mai	3192	67	1085	2594	3679
jun	0	0	0	0	0
jul	0	0	0	0	0
aug	0	0	0	0	0
sep	0	0	0	0	0
okt	2391	67	896	2621	3517
nov	7117	71	2137	4213	6350
des	6585	76	2601	4460	7062

**Tabell A.4.3:** Energikostnader for Trondheimsporten snøsmelteanlegg i 2020 ved optimal styring

Måned	Energiforbruk (kWh)	Maks effekt (kW)	Energiledd (NOK)	Effektledd (NOK)	Totalkostnad (NOK)
jan	7338	74	3450	4378	7878
feb	7698	74	2952	4378	7330
mar	5488	80	1889	4708	6597
apr	3829	68	1137	4006	5143
mai	1864	67	634	2594	3227
jun	0	0	0	0	0
jul	0	0	0	0	0
aug	0	0	0	0	0
sep	0	0	0	0	0
okt	1028	67	385	2621	3006
nov	3336	71	1002	4213	5215
des	3151	76	1245	4460	5705



