



Høgskulen
på Vestlandet

BACHELOROPPGAVE

Maskinlæring for Predikasjon og
Optimalisering av Batteridegradering i
Elektriske Ferger

Machine Learning for Prediction and Optimization of Battery Degradation in Electrical Ferries

**Jonas Eide Skaslien, Christian Esteban Soto
Vidal, Tanvir Ahmed Happy**

Informasjonsteknologi

Fakultet for teknologi, miljø- og samfunnsvitskap/Institutt
for dataeknologi, elektroteknologi og
realfag/Informasjonsteknologi

Erlend Raa Vågset

Innleveringsdato (20/05/2025)

Jeg bekrefter at arbeidet er selvstendig utarbeidet, og at referanser/kildehenvisninger til alle
kilder som er brukt i arbeidet er oppgitt, jf. *Forskrift om studium og eksamen ved Høgskulen på Vestlandet, § 10.*

TITTELSIDE FOR HOVEDPROSJEKT

Rapportens Tittel: Maskinlæring for Predikasjon og Optimalisering av Batteridegradering i Elektriske Ferger	Dato: 20.05.2025
Forfatter(e): Christian Vidal Jonas Skaslien Tanvir Happy	Antall sider u/vedlegg: 91 Antall sider m/vedlegg: 167
Studieretning: Informasjonsteknologi	Antall disketter/CD-er: 0
Kontaktperson ved studieretning:	Gradering: Ingen
Merknader:	

Oppdragsgiver: Fjord1	Oppdragsgivers referanse: Ingen
Oppdragsgivers kontaktperson: Mads Vinje Rasmussen	Telefon: 45505085

Sammendrag:
Elektrifisering av transportsystemer gjør det viktigere å overvåke og forstå helsen til batterisystemer. I dette prosjektet undersøkes det om maskinlæring kan brukes til å predikere batterihelse basert på sensordata.

Stikkord:

Dyplæring	Batteri, Batterihelse	Predikasjon
-----------	-----------------------	-------------

Sammendrag

Elektrifisering av transportsystemer gjør det viktigere å overvåke og forstå helsen til batterisystemer. I dette prosjektet undersøkes det om maskinlæring kan brukes til å predikere batterihelse basert på sensordata.

Arbeidet bygger på et datasett bestående av sanntidsmålinger fra maritime batterisystemer, inkludert temperatur, spenning, strøm og ladetilstand. I et innledende forprosjekt ble en modell trent på et eksternt datasett med kjente verdier for batterihelsen. Deretter ble ulike strategier forsøkt for å utvikle alternative indikatorer for batterihelse i et reelt datasett uten en kjent indikator.

Forprosjektet viste at det er fullt mulig å lage modeller med høy presisjon når helsedata er tilgjengelig. I hovedprosjektet viste det seg derimot vanskelig å definere en robust indikator for batterihelse uten direkte målinger. Flere ulike forsøk på å predikere batterihelsen ga utilstrekkelige resultater.

Prosjektet viser at tilgang på pålitelige helsemålinger er avgjørende for modellkvalitet. Fremtidig arbeid bør derfor fokusere på kontrollerte kapasitetsmålinger og datainnsamling fra batterier i ulike aldringstilstander for å muliggjøre bedre modelltrenings.

Forord

Denne rapporten omhandler batterier, degradering, og hvordan maskinlæring kan brukes til å utvikle en modell for å overvåke et batteris livssyklus. Arbeidet har bydd på mange utfordringer underveis, noe som har ført til at vi valgte å dele prosjektet inn i flere delprosjekter for å belyse ulike aspekter av problemstillingen.

Vi valgte dette temaet som vår bacheloroppgave fordi vi oppfattet det som både interessant og utfordrende. Prosjektet ga oss en unik mulighet til å arbeide med reelle maritime data og få praktisk erfaring med hvordan det er å jobbe i et profesjonelt utviklingsmiljø. Oppgaven er gitt av Fjord1, og samarbeidet med deres representanter har vært en sentral del av arbeidet.

Bachelorprosjektet er gjennomført ved Høgskulen på Vestlandet, campus Førde, våren 2025.

Vi ønsker å rette en stor takk til representantene fra Fjord1 – Mads Vinje Rasmussen, Torbjørn Ola Moen, Ørjan Midttun og Jan Hovden Eide – for verdifull støtte og innsikt underveis i prosjektet. Videre vil vi takke Carlos Garrido for veiledning knyttet til batteriteknologi og systemintegrasjon i ferger, samt hjelp med forståelsen av matematiske modeller, spesielt i forbindelse med volt/SOC-prosjektet.

En spesiell takk rettes også til vår veileder, Erlend Raa Vågset, for god oppfølging, konstruktive tilbakemeldinger og støtte gjennom hele prosessen.

Prosjektet har vært både krevende og svært lærerikt, og vi sitter igjen med en styrket forståelse for batterihelse, maskinlæring og hvordan det er å arbeide med et teknologisk utviklingsprosjekt i praksis.

Førde, våren 2025

Christian Vidal

Jonas Eide Skaslien

Ordliste

Ord	Beskrivelse
Aktiveringsfunksjon	En matematisk funksjon som bestemmer om et signal fra en nevron i et nevralgt nettverk skal sendes videre, og i hvilken grad.
Anode	Den elektroden i et batteri hvor elektroner strømmer ut i en ytre krets når batteriet leverer strøm.
Avhengig variabel	Den variabelen som blir forutsagt eller forklart i et eksperiment eller modell. Verdien avhenger av de uavhengige variablene.
Batch-script	En tekstfil som inneholder en sekvens av kommandoer som kjøres automatisk i Windows-operativsystemet.
CNN	En type maskinlæringsmodell som tar inn data i form av matriser, vanligvis bilder og bruker filtre som vekter for å trekke ut viktige mønstre, som kan brukes til oppgaver som bildeklassifisering og objektdeteksjon.
Concept drift	Endringer i de underliggende mønstrene i dataene som påvirker en modell. Et eksempel på dette kan være en modell som er trent til å identifisere svindel, men der svindlerne endrer sine teknikker. Modellen vil da ikke lenger være i stand til å gjenkjenne svindelen på grunn av de endrede mønstrene, noe som kan føre til redusert nøyaktighet.
Data drift	Endringer i hvordan inngangsdata påvirker resultatet. Et eksempel er hvis modellen lærer seg kursen mellom NOK og Euro, men kursen endrer seg. Da vil ikke modellen kunne klare å forutsi kursen lengre.
Dype nevrale nettverk	Dype nevrale nettverk er nevrale nettverk med mange lag mellom inngangs- og utgangslaget.
Eksploderende gradient	En gradient eksploderer når den blir ekstremt stor under treningen av et nevralgt nettverk. Dette skjer når gradientene vokser ubegrenset, noe som fører til at vektene oppdateres med for store steg. Når vektene oppdateres med for store steg vil treningen bli nærmest umulig.
Feedforward neural network	Feedforward neural networks er en type nevralgt nettverk der informasjon bare flyter framover. Det består av lag med noder som er koblet til alle de neste lagene.
Forsvinnende	En gradient forsvinner når den blir veldig nær null under treningen

gradient	av et nevralgt nettverk. Når gradientene er veldig små, blir vektene oppdatert med svært små steg, noe som gjør at treningen kan bli veldig treg og i verste fall hindre modellen fra å lære effektivt.
Gradient decent	En metode for å oppdatere finne de beste vektene i en modell. Ved å derivere tapsfunksjonen (Gradient) kan en finne hvilken vei vektene burde oppdateres.
Indre motstand	Indre motstand refererer til den elektriske motstanden (målt i ohm) som finnes inne i et batteri. Denne motstanden begrenser batteriets evne til å levere maksimal strøm, da noe av energien går tapt i form av varme på grunn av motstanden.
Katode	Elektroden i et batteri hvor elektroner tas opp fra den ytre kretsen når batteriet er i bruk
Kapasitet	Kapasitet er den totale mengden elektrisitet et batteri kan lagre og levere, og det måles ofte med Ampere timer (Ah) (Aktaş og Kirçiçek, 2021).
Kunstig Intelligens	Teknologi som gjør at datamaskiner kan utføre oppgaver som normalt krever menneskelig intelligens, som å lære, forstå språk eller ta beslutninger.
Lineær regresjon	En metode brukt for å finne forholdet mellom en eller flere uavhengige variabler og en avhengig variabel. Målet er å lage en rett linje (eller en modell) som best kan forutsi den avhengige variablene basert på de uavhengige.
Lithium-ion batteri	En vanlig type oppladbart batteri som brukes i alt fra mobiltelefoner til elbiler. Det lagrer og frigjør energi ved at litiumioner beveger seg mellom anoden og katoden.
LSTM	En type rekurrent nevralgt nettverk, som har en langtids og korttids hukommelse. Designet for å minimere eksploderende og forsvinnende gradientproblemer som er vanlig i RNN-arkitekturen.
Nevrale nettverk	En type maskinlæringsmodell inspirert av hjernens struktur, der informasjon bearbeides gjennom lag av neuroner som er koblet sammen.
Newman	Et kommandolinjeverktøy som lar deg kjøre Postman-forespørslar og tester automatisk.

NODE.JS	Et verktøy som lar deg kjøre JavaScript på en server, ikke bare i nettleseren.
MAE	En tapsfunksjon som beregner gjennomsnittet av de absolutte forskjellene mellom de faktiske og predikerte verdiene. For hver prediksjon tar den absolutte verdien av forskjellen mellom den faktiske verdien og den predikerte verdien, og finner deretter gjennomsnittet av disse forskjellene over alle prediksjoner.
MSE	En tapsfunksjon som beregner gjennomsnittet av de kvadrerte forskjellene mellom de faktiske og predikerte verdiene. For hver prediksjon tas forskjellen mellom den faktiske og predikerte verdien, kvadreres, og deretter beregnes gjennomsnittet av disse kvadrerte forskjellene over alle prediksjoner.
OCV	Hvor mye volt batteriet utgir når batteriet ikke er i bruk.
Overtilpasning	Når en maskinlæringsmodell lærer treningsdataene for godt, inkludert støy og irrelevante detaljer. Kan det medføre at modellen presterer bra på treningsdata, men dårlig på nye, ukjente data.
Python	Python er et programmeringsspråk som ofte er brukt i maskinlæring, da det har gode biblioteker for databehandling og maskinlæring.
RAM	RAM er datamaskinenes korttidsminne, der midlertidige data lagres mens programmer og prosesser kjører. Mer RAM gjør det mulig å kjøre flere eller tyngre programmer samtidig.
RNN	En type nevralet nettverk designet for å behandle sekvensdata, hvor tidligere inputs påvirker de senere. Dette gjør at modellen kan huske informasjon fra tidligere tidsskritt.
RUL	RUL viser den forventede gjenværende levetiden til et batteri. Det angir hvor lenge batteriet kan brukes før det må skiftes ut, og uttrykkes ofte i antall gjenværende ladesykluser eller år.
Seriekobling	Seriekobling av batterier betyr at batteriene kobles ende mot ende, slik at spenningen summeres, mens kapasiteten (Ah) forblir den samme. Dette gir høyere total spenning, noe som er nyttig når en enhet krever mer enn ett batteri kan levere alene.
State of health	State of health er et uttrykk for tilstanden til batteri. Det forteller oss hvor godt et batteri er, og er skrevet i prosenter.

Tapsfunksjon (Loss function)	En formel som brukes på modellens predikasjon for å finne hvor langt unna den var det faktiske svaret. Brukes også til å finne gradienten som lar modellen lære.
Tensorflow	Et bibliotek utviklet av Google for maskinlæring.
Termisk utløsning	En prosess der batteriet overopphetes, som kan føre til en ukontrollert temperaturøkning og i verste fall brann eller eksplosjon.
Testdata	Datasettet som en modell ikke har blitt trent på, og som brukes til å evaluere modellens ytelse etter trening. Testdataene inneholder ingen kjente fasitsvar for modellen, og hjelper til med å vurdere hvor godt modellen generaliserer til nye, usette data.
Tilbakepropagering	En metode for å trenne neurale nettverk ved å justere vektene i nettverket basert på feilen mellom nettverkets prediksjon og den faktiske verdien. Feilen beregnes og sendes tilbake gjennom nettverket for å oppdatere vektene, slik at nettverket lærer og forbedrer prediksjonene sine.
Treningsdata	Datasettet som brukes til å trenne en maskinlæringsmodell. Treningsdataene inneholder både input og de tilhørende riktige resultatene som modellen lærer fra for å gjøre prediksjoner.
Uavhengig variabel	Den variablene som påvirker eller forklarer endringer i den avhengige variablene.
Undertilspasning	Når en modell er for enkel til å fange opp mønstrene i dataene. Kan den presterer dårlig både på treningsdata og nye data fordi den ikke har lært nok av dataene.
Valideringsdata	Et datasett som modellen ikke trener på. Men brukes under trening av modellen for å se om den faktisk blir bedre under trening.
Vekt	Vekt i et neutralt nettverk er tall som multipliserer signalene mellom neuronene for å justere styrken på forbindelsene. Under treningen justeres vektene for å forbedre modellens prediksjoner.

Vanlige forkortelser

Forkortelser	Fullt navn
Adam	Adaptive Moment Estimation
API	Application Programming Interface
CNN	Convolutional Neural Network
CRISP-DM	Cross-Industry Standard Process for Data Mining
FFNN	Feed Forward Neural Network
GPU	Graphics Processing Unit
JSON	JavaScript Object Notation
LSTM	Long Short-Term Memory
MAE	Mean Absolute Error
MSE	Mean Squared Error
NMC	Nikkel-Mangan-Koboltoksid
OCV	Open-Circuit Voltage
RAM	Random Access Memory
ReLU	Rectified Linear Unit
RNN	Recurrent Neural Network
RUL	Remaining Useful Life
SOC	State of Charge
SOH	State of Health
URL	Uniform Resource Locator

Innholdsfortegnelse

Sammendrag	I
Forord	II
Ordliste	III
Vanlige forkortelser	VII
Innholdsfortegnelse	VIII
1 Innledning	1
1.1 Kontekst	1
1.2 Motivasjon	1
1.3 Prosjekteier	2
1.4 Problemskriving og mål	2
1.5 Oppbygging av rapport	3
2 Prosjektbeskrivelse	4
2.1 Praktisk bakgrunn	4
2.1.1 Tidligere arbeid	4
2.1.2 Initiale krav	4
2.1.3 Initell løsnings-idé	4
2.2 Avgrensinger	4
2.3 Ressurser	5
2.4 Litteratur om problemstillingen	5
3 Teoretisk Bakgrunn	7
3.1 Batteri	7
3.1.1 Litium-ion-batteri	7
3.1.2 Batterihelse	8
3.2 Maskinlæring	9
3.2.1 Veiledet vs. Uveiledet læring	9
3.2.2 Databehandling og funksjonsutvelgelse	10
3.2.3 Modelltyper og algoritmer for predikasjon	10
3.2.4 Trening av modeller	13
3.2.5 Evaluering av modeller	15
4 Design av prosjekt	16
4.1 Forslag til løsning	16
4.1.1 Telle strøm	16
4.1.2 Lage sykluser av tilgjengelig data	16
4.1.3 Indre motstand på cellenivå	16
4.2 Valgt løsning	17
4.2.1 Indre motstand	17
4.2.2 Volt/SOC kurve	17
4.2.3 Heatmap	17
4.2.4 Trene modell på andre data	17
4.3 Valg av verktøy	17
4.4 Utviklingsmetodikk	19
4.5 Prosjektplan	20
4.6 Risikovurdering	22

5 Datainnsamling	24
5.1 Datainnsamling	24
5.1.1 Datainnsamling av Fjord1 data	24
5.1.2 Valg og vurdering av eksterne datasett for modellutvikling	26
6 Forprosjekt	28
6.1 Datavasking av forsprosjektet	28
6.2 Datavisualisering av forprosjektet	28
6.3 Modellutvikling av forprosjektet	30
6.4 Resultater fra forprosjektet	30
6.5 Konklusjon fra forprosjektet	31
7 Indre motstand	32
7.1 Datavasking av indre motstand	32
7.2 Datavisualisering av indre motstand	33
7.3 Modellutvikling av indre motstand	34
7.4 Evaluering av Indre motstand	34
7.5 Resultat av Indre motstand modell	35
7.6 Konklusjon av Indre motstand	40
8 Volt/SOC-Kurve	42
8.1 Datavasking for Volt/SOC Kurve	42
8.2 Datavisualisering av Volt/SOC kurve	42
8.3 Modellutvikling av volt/SOC kurve	45
8.4 Resultat av LSTM-modell	45
8.5 Diskusjon av volt/SOC	46
8.6 Konklusjon av volt/SOC	48
9 Heatmaps	49
9.1 Datavasking for Heatmaps	49
9.2 Datavisualisering av Heatmaps	50
9.3 Modellutvikling for Heatmaps	55
9.4 Resultat for CNN-Modell	55
9.5 Diskusjon for Heatmaps	58
9.6 Konklusjon av Heatmaps	59
10 Ekstern datasett	61
10.1 Datavasking av ekstern datasett	61
10.2 Datavisualisering av eksterne data	62
10.3 Modellutvikling av ekstern datasett	65
10.3 Resultat av modell laget på ekstern datasett	65
10.4 Diskusjon av modell trent på eksternt datasett	70
10.5 Konklusjon av modellutvikling på ekstern datasett	71
11 Konklusjon	72
Kilder	74
Figurliste	76
Tabellliste	79

1 Innledning

1.1 Kontekst

Norge er en av de ledende nasjonene innen bruk av elektriske ferger for transport (Tilnull, 2025), spesielt på Vestlandet, hvor fjorder dominerer kystlandskapet. Elektrifisering av fergetrafikken bidrar til en reduksjon av klimagassutslipp på opptil 300 000 tonn CO₂ per år og er en viktig del av Norges strategi for bærekraftig transport. Dette medfører et økt behov for pålitelig drift og vedlikehold av de elektriske fergenes batterisystemer.

Batterier spiller en avgjørende rolle i elektriske ferger, ettersom de direkte påvirker både den operasjonelle effektiviteten og levetiden til fartøyene. Fergeselskaper som satser på elektrifisering av norske fjordsamband, prioriterer batteriteknologi for å sikre pålitelig drift og redusere vedlikeholdsbelastningen. Samtidig står de overfor utfordringer knyttet til batteriene degradering over tid. Denne nedbrytningen påvirkes blant annet av temperaturvariasjoner, mønstre for lading og utladning, samt ytre forhold som vær og sjøtilstand.

1.2 Motivasjon

Elektriske ferger spiller en viktig rolle i å redusere utslipp fra maritim transport, og er viktige for å nå Norges klimamål.

Samtidig fører overgangen til batteridrift med seg nye utfordringer – spesielt når det gjelder driftssikkerhet og vedlikehold.

Derfor er det viktig for fergeselskaper å forstå hva som påvirker batteriene ytelse og levetid.

Målet med prosjektet er å få bedre innsikt i batteriene helsetilstand og hvordan vi kan forutsi degradering.

Ved å analysere sensordata fra ferger, kan vi finne mønstre i hvordan batteriene eldes og bruke denne innsikten til å forbedre vedlikeholdsstrategier.

Prosjektet gir oss en spennende mulighet til å jobbe med ekte data fra maritim sektor.

Vi valgte dette temaet fordi det er praktisk relevant og gir oss faglig utvikling – både teknisk og industrielt.

Gjennom arbeidet lærer vi om datainnsamling, strukturering og analyse, samtidig som vi får innsikt i hvordan data kan brukes til å forbedre drift og beslutningsprosesser.

Det gir oss et godt grunnlag for videre studier og arbeid innen både teknologi og maritim næring.

1.3 Prosjekteier

Vår prosjekteier er Fjord1, et av de ledende fergeselskapene i Norge, med tilknytning til hurtigbåttransport. Selskapet har som mål å være den tryggeste og mest attraktive leverandøren av miljøvennlig og pålitelig transport. Som en del av sitt arbeid med å effektivisere drift og vedlikehold av elektriske ferger, ønsker Fjord1 å utvikle en maskinlæringsmodell basert på sensordata fra fartøyene. Målet er å forutsi batteridegradering, identifisere forhold som påvirker ytelse, og dermed legge til rette for mer presise og proaktive vedlikeholdsstrategier. Samarbeidet med studentgruppen gir Fjord1 en mulighet til å utforske nye løsninger gjennom akademisk innsikt og bidra til kunnskapsutvikling innen maritim teknologi.

Vi har hatt kontakt med fire representanter fra Fjord1. Mads Vinje Rasmussen er systemforvalter Business Intelligence, Torbjørn Ola Moen er systemforvalter dataplattform, Ørjan Midttun er IT-leder, og Jan Hovden Eide er energi- og miljøansvarlig. Deres ekspertise er avgjørende for utviklingen og implementeringen av maskinlæringsbaserte løsninger for batteristyring.

1.4 Problemskriving og mål

Elektriske ferger er avhengige av stabile og effektive batterisystemer for å sikre driftssikkerhet og opprettholde rutetrafikken. For et fergeselskap som Fjord1 er det avgjørende å forstå hvordan batterier degraderer over tid, og hvordan vedlikehold kan planlegges mer presist. I denne rapporten undersøker vi hvordan faktorer som temperatur, ladingsmønster, belastning og værforhold kan påvirke batterienees levetid.

Dette prosjektet har som hovedmål å utvikle en maskinlæringsmodell som bruker høyfrekvente sensordata fra fartøyene til å forutsi batterienees helsetilstand og levetid. Ved å analysere historiske og løpende driftsdata, inkludert miljøfaktorer som temperatur og sjøforhold, skal modellen kunne identifisere degradéringsmønstre og gi innsikt i hvilke forhold som bidrar til slitasje. Fjord1 har uttrykt behov for en teknologisk løsning som kan støtte en mer proaktiv vedlikeholdsstrategi.

Et sentralt forskningsspørsmål er om det er mulig å overføre metoder utviklet i laboratorieeksperimenter til bruk på reelle driftsdata. I laboratorier benyttes kontrollerte omgivelser for å teste batteriets ytelse, mens batteriene i dette prosjektet opererer under varierende og krevende forhold. Det er derfor nødvendig å undersøke om metodene for å estimere batterikapasitet og helse, som er utviklet i laboratoriemiljøer, kan anvendes på praktiske og operasjonelle datasett.

Et annet spørsmål er om det finnes måter å estimere batterihelse på uten eksplisitte målinger av tilstander som SOH eller RUL. Dette er særlig relevant i dette prosjektet, hvor slike indikatorer ikke er tilgjengelige i datasettet. Det er derfor utforsket ulike tilnæringer for å konstruere et mål på batteritilstand basert på sensordata alene.

Videre undersøker vi om det er mulig å utvikle en maskinlæringsmodell som kan forutsi helsetilstanden til batteriene over tid. Det er ønskelig at en slik modell kan identifisere mønstre som indikerer degradering, og gi pålitelig varsling før det oppstår kritiske feil. Dette krever at modellen er i stand til å lære relevante sammenhenger.

Et fjerde forskningsspørsmål knytter seg til selve håndteringen av de store datamengdene vi arbeider med. En enkelt ferge genererer over en milliard datapunkter i løpet av et år. Dette reiser spørsmål om hvordan dataene kan hentes ut, renses og analyseres effektivt. Et viktig mål er derfor å etablere robuste metoder for databehandling som muliggjør videre analyse og modellutvikling.

Til sammen utgjør disse forskningsspørsmålene rammen for rapporten. De blir undersøkt gjennom flere delprosjekter, som presenteres i de påfølgende kapitlene.

1.5 Oppbygging av rapport

Kapittel 1 - Innledning: Det første kapittelet er innledningen av rapporten, og tar for seg konteksten og problemstillingen av prosjektet. Samt prosjekteier og motivasjon bak prosjektet.

Kapittel 2 - Prosjektbeskrivelse: Andre kapittel går dypere inn på beskrivelsen av prosjektet, som krav, løsninger, begrensninger og ressurser for prosjektet.

Kapittel 3 - Teoretisk Bakgrunn: Tredje kapittel skal forklare hva et batteri er, og teknisk språk som er relevant for denne rapporten. I tillegg til å gi en forståelse om maskinlæring, og viktige konsepter bak maskinlæring.

Kapittel 4 - Design av prosjekt: Det fjerde kapittelet gir innblikk i hvilke arbeidsmetoder og verktøy som er brukt. Samtidig gir kapittelet også en oversikt over mulige og valgte løsninger.

Kapittel 5 - Datainnsamling: Kapittel fem gir et innblikk i hva slags data som er brukt i prosjektet og hvordan det er samlet inn.

Kapittel 6 - Forprosjekt: Kapittel seks handler om hvordan forprosjektet ble gjennomført og resultatene av dette.

Kapittel 7 - Indre motstand: I kapittel sju viser gruppen en metode for å forsøke å gi et mål på batterihelse gjennom indre motstand.

Kapittel 8 - Volt/SOC-Kurve: Åttende kapittelet handler om hvordan en metode for volt/SOC-Kurve har blitt utført og resultatene.

Kapittel 9 - Heatmaps: Kapittel ni forklarer hvordan heatmaps har blitt brukt til å klassifisere et batteri som dårlig.

Kapittel 10 - Ekstern datasett: Kapittel ti viser en metode der eksterne data er blitt brukt for å predikere helsen til et batteri.

Kapittel 11 - Konklusjon: I det siste kapittelet blir konklusjonen av hele prosjektet diskutert og videre arbeid blir forklart.

2 Prosjektbeskrivelse

For denne delen av rapporten beskrives tidligere arbeid relatert til prosjektet, nødvendige krav, den opprinnelige idéen, prosjektets begrensninger, tilgjengelige ressurser og relevant litteratur om problemstillingen.

2.1 Praktisk bakgrunn

2.1.1 Tidligere arbeid

Dette prosjektet representerer et nytt initiativ fra oppdragsgiveren og bygger ikke videre på et tidligere prosjekt i tradisjonell forstand. Imidlertid har oppdragsgiveren allerede etablert en database med relevant data som danner grunnlaget for det videre arbeidet i dette prosjektet. Prosjektet tar derfor utgangspunkt i de dataene som eksisterer i denne databasen.

2.1.2 Initiale krav

De initiale kravene Fjord1 kom med for prosjektet innebærer utvikling av en maskinlæringsmodell som bruker høyfrekvente data fra deres elektriske ferger. Modellen skal forutsi batteridegradering over tid og identifisere mønstre som påvirker ytelsen.

2.1.3 Inituell løsnings-idé

I den innledende fasen av prosjektet ble to alternative løsningskonsepter foreslått. Den første tilnærmingen innebar utvikling av en modell som kunne klassifisere batteriene som enten gode eller dårlige basert på tilgjengelige data. Den andre tilnærmingen fokuserte på å utvikle en modell som kunne estimere den gjenværende levetid et batteri hadde igjen, der predikasjonen skal være i form av et tall.

Etter en grundig vurdering og et møte med oppdragsgiver konkluderte vi med at den sistnevnte løsningen ville ha større praktisk nytteverdi. Ved å forutsi gjenværende levetid kunne modellen gi mer presis informasjon om batteriets levetid, noe som ville være verdifullt for både vedlikehold og kostnad. På bakgrunn av dette ble denne tilnærmingen valgt som grunnlag for videre utvikling.

2.2 Avgrensinger

Ved dette prosjektet vil det være noen avgrensinger som gruppen må ta hensyn til. Disse avgrensingene vil påvirke hvordan vi arbeider på prosjektet og på hvordan løsningen vil ende opp. Det er derfor viktig å kartlegge disse begrensingene for å ha en oversikt over potensielle utfordringer.

Den mest betydningsfulle avgrensningen for dette prosjektet er tidsperioden. På grunn av prosjektets varighet på kun ett semester har gruppen ikke en mulighet til å arbeide med alle fergedataene.

En annen viktig avgrensning gjelder eksterne påvirkningsfaktorer som kan ha effekt på batterihelsen, som for eksempel værforhold og temperaturvariasjoner. Selv om slike faktorer er relevante og potensielt påvirker nedbrytning og ytelse, har gruppen ikke hatt kapasitet eller datagrunnlag til å integrere dette i modellen i denne omgang.

Til slutt har gruppen valgt å ikke gå i dybden på sammenligning mellom ulike maskinlæringsmetoder. Arbeidet har hovedsakelig konsentrert seg om en modelltype, og det kan derfor ikke trekkes generelle konklusjoner om hvilke algoritmer som egner seg best til denne typen problemstilling.

2.3 Ressurser

For å trenne en modell, spesielt en dyplæringsmodell, er tilgang til omfattende og relevant datasett en essensiell forutsetning. Uten tilstrekkelige mengder data vil modellen ikke kunne lære de nødvendige mønstrene for å foreta presise prediksjoner.

Flere verktøy vil være nødvendige for å gjennomføre dette prosjektet, herunder datamaskiner med tilstrekkelig ytelse. For å sikre effektiv modellering og datainnsamling innenfor en akseptabel tidsramme, er det avgjørende at maskinvaren oppfyller spesifikke krav.

En tilstrekkelig mengde RAM er nødvendig for å lagre og behandle store datamengder samtidig, noe som er essensielt for effektiv databehandling og modellkjøring. Videre vil en kraftig GPU betydelig akselerere modellen, da denne typen prosessering krever høy beregningskapasitet. Bruk av GPU kan dermed redusere behandlingstiden og øke den totale effektiviteten i prosjektet.

Veileder vil utgjøre en vesentlig ressurs i utviklingen av prosjektet. Spesifikt vil veilederen bidra med strategisk veiledning for å sikre riktig prosjektretning, støtte i å optimalisere gruppesarbeid, samtidig gi faglig innsikt i maskinlæring og rapportskriving. Gjennom denne veiledningen forventes det at prosjektets kvalitet og gjennomførbarhet blir betydelig forbedret.

2.4 Litteratur om problemstillingen

Det er identifisert en rekke vitenskapelige artikler som omhandler anvendelsen av maskinlæring for prediksjon av batterihelse. Gitt det omfattende omfanget av tilgjengelig litteratur på dette fagfeltet, er det valgt å presentere en oversiktsartikkel som sammenstiller og analyserer funn fra flere relaterte studier. Denne tilnærmingen gir en helhetlig forståelse av eksisterende forskningsbidrag og fremhever sentrale trender og resultater innen feltet.

I «Probabilistic machine learning for battery health diagnostics and prognostics-review and perspectives» (Thelen, et al, 2024) gis det en grundig oversikt over hvordan probabilistiske maskinlæringsmetoder kan brukes til å diagnostisere og forutsi batterihelse. Studien viser hvordan disse metodene kan gi mer nøyaktige prediksjoner av batteriets degradering ved å ta hensyn til usikkerhet og variasjon i dataene.

Ettersom denne gjennomgangen har mange fellestrek med vårt prosjekt, anses den som svært relevant for vårt arbeid. Vi vil benytte artikkelen til å identifisere potensielle løsninger og vurdere hvilke modeller som har vist lovende resultater tidligere.

Gjennomgangen av artikkelen avdekker også enkelte utfordringer. Dataene som benyttes i studien, stammer fra kontrollerte laboratoriemiljøer. Dette innebærer at batteriene har blitt ladet og utladet i faste intervaller, noe som avviker fra reelle bruksforhold og dermed ikke fungerer i vår løsning. I tillegg benytter studien måleverdier som er oppnådd under spesifikke testbetingelser, noe som er vanskelig å gjenskape i praktiske anvendelser. Dette gjør det utfordrende å oppnå samme nivå av nøyaktighet og pålitelighet når modellene anvendes på data fra faktiske driftsmiljøer.

3 Teoretisk Bakgrunn

Dette kapittelet presenterer den teoretiske bakgrunnen som danner grunnlaget for rapporten. Målet er å gi leseren en helhetlig forståelse av de sentrale konseptene som prosjektet bygger på. Kapittelet vil først forklare hvordan batterier fungerer, med spesielt fokus på litium-ion-batterier av typen NMC/grafitt som benyttes i prosjektet.

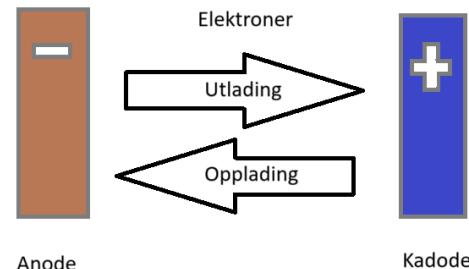
En betydelig del av kapittelet vil også omhandle maskinlæring og hvordan denne teknologien kan anvendes for å predikere batteriets tilstand. For å gi en solid forståelse, vil viktige emner innen maskinlæring bli gjennomgått, inkludert grunnleggende begreper, vanlige algoritmer, trenings- og testmetoder, og evaluering av modeller. Sammen skal dette kapittelet gi leseren nødvendig teoretisk innsikt for å forstå prosjektets metode og resultater.

3.1 Batteri

Et batteri er en enhet som lagrer energi ved å omdanne kjemisk energi til elektrisk energi. Batterier er en integrert del av hverdagen og benyttes i alt fra små elektroniske apparater til store industrielle systemer. Denne rapporten fokuserer på batterier som brukes i fartøy, med et særlig fokus på ferger.

Et batteri består av en anode og en katode som er nedsenket i en elektrolytt. Når batteriet er i bruk, strømmer elektroner fra anoden til katoden gjennom en ytre krets, noe som genererer elektrisk strøm. I oppladbare batterier kan denne prosessen reverseres, under oppladning beveger elektronene seg fra katoden tilbake til anoden, slik at batteriet kan gjenbrukes.

Over tid reduseres imidlertid et batteris evne til å lagre og levere energi. Etter et visst antall lade- og utladningssykuser vil kapasiteten gradvis synke, noe som medfører hyppigere behov for oppladning. Denne prosessen er det som kalles batteridegrering.



Figur 1: Hvordan elektroner beveger seg. Egen illustrasjon.

3.1.1 Litium-ion-batteri

De batteriene som benyttes i dagens ferger er hovedsakelig litium-ion-batterier. I dette prosjektet er batteritypen litium-ion NMC med grafitt som anodemateriale. Denne typen batteri er mye brukt i maritim transport på grunn av sin høye ladekapasitet og høye virkningsgrad. Sammenlignet med eldre teknologier, som blybatterier, gir litium-ion NMC-batterier lavere vekt, raskere oppladningstid og lengre levetid, noe som er spesielt fordelaktig for drift av ferger som krever pålitelig og effektiv energilagring (Energy2Store, 2024).

En annen fordel med litium-ion NMC-batterier er deres evne til å fungere i et bredt temperaturområde, noe som gjør dem godt egnet for maritime forhold hvor både kulde og varme kan påvirke ytelsen (shieldenchannel, 2024). Litium-ion-batterier har også lav selvutlading og krever lite vedlikehold. Til tross for fordelene har denne batteriteknologien utfordringer knyttet til kostnad, resirkulering og potensielle sikkerhetsrisikoer som termisk utløsning ved feilbehandling (Ladestasjoner, 2025).

3.1.2 Batterihelse

Når vi refererer til batterihelse, sikter vi til batteriets kapasitet. Kapasitet er den totale mengden elektrisitet et batteri kan lagre og levere, og det måles ofte med Ampere timer (Ah) (Bašić et al., 2023). For eksempel vil et batteri med totalkapasitet på 100Ah kunne levere 1 ampere i 100 timer før det går tomt, eller 100 ampere i 1 time.

Et viktig mål på batterihelse er SOH, som angir batteriets tilstand uttrykt i prosent. SOH forteller hvor godt batteriet fungerer i forhold til dets opprinnelige kapasitet. For å beregne SOH brukes følgende formel som i (Rauf et al., 2022) omskrevet for enklere forståelse:

$$SOH = \frac{\text{Nåværende Kapasitet}}{\text{Opprinnelig Kapasitet}} * 100$$

Her representerer nåværende kapasitet den lagringsmengden batteriet har ved målingstidspunktet, mens opprinnelig kapasitet viser til den mengden det kunne lagres da det var nytt. For eksempel, hvis et batteri hadde en opprinnelig kapasitet på 100 Ah og ved måling viser 80 Ah, beregnes SOH slik:

$$\frac{80Ah}{100Ah} * 100 = 80\%$$

Dette betyr at batteriet i dag har 80% av sin opprinnelige kapasitet, og har dermed mistet 20% av lagringsmengden siden det var nytt.

En annen måte å vurdere batterihelse på er gjennom RUL, som angir den gjenværende levetiden til batteriet. Når et batteri blir utladet, kan det lades opp igjen til full kapasitet, men over tid vil det reduseres. RUL måles ofte i antall gjenværende ladesykluser. En ladesyklus defineres som en full utlading og opplading (Rauf et al., 2022). For eksempel, hvis et nytt batteri har 1000 ladesykluser, synker dette tallet hver gang batteriet går gjennom en ladesyklus. Etter 100 sykluser vil batteriet ha 900 ladesykluser igjen før det anses som ødelagt.

En tredje målverdi for helsen til et batteri er batteriets indre motstand. Indre motstand beskriver hvor mye av strømmen som går tapt som varme inne i batteriet, noe som påvirker både effektiviteten og levetiden. En økning i indre motstand kan indikere aldring eller degradering av batteriet.

Indre motstand kan beregnes ved å sammenligne batteriets hvilespenning, også kalt OCV, med spenningen under belastning (V) delt på hvor mye strøm som trekkes i batteriet (A). Ved å bruke følgende formel kan vi estimere den indre motstanden.

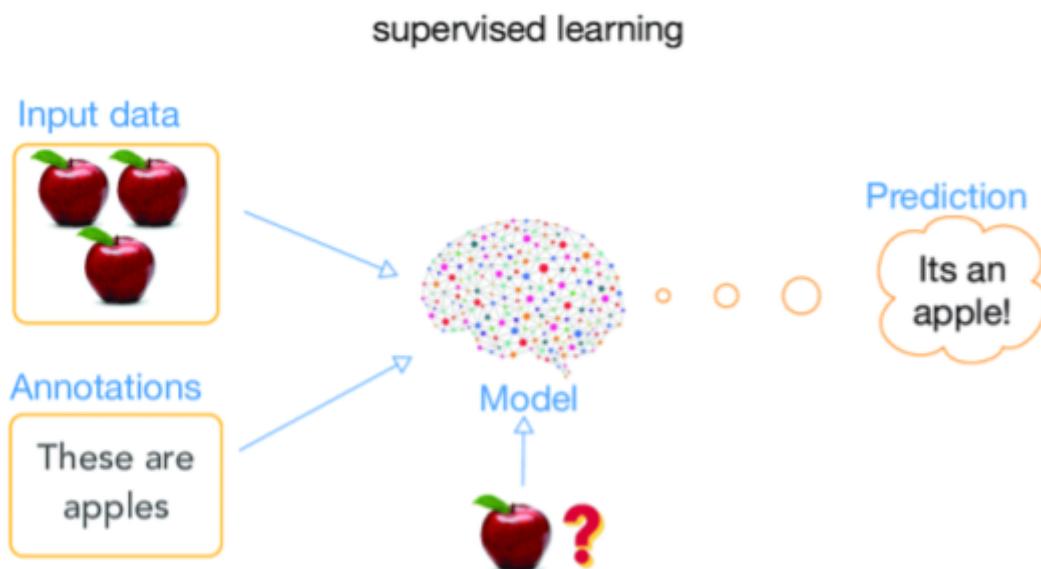
$$\text{Indre motstand} = \frac{OCV - VOLT}{Strøm (A)}$$

3.2 Maskinlæring

Maskinlæring er en gren av kunstig intelligens som gjør det mulig for datamaskiner å modellere sammenhenger i data ved hjelp av statistiske metoder, i stedet for å bli direkte programmert med faste regler. Dette innebærer at algoritmene kan identifisere mønstre og relasjoner i store datamengder for å trekke konklusjoner eller gjøre prediksjoner.

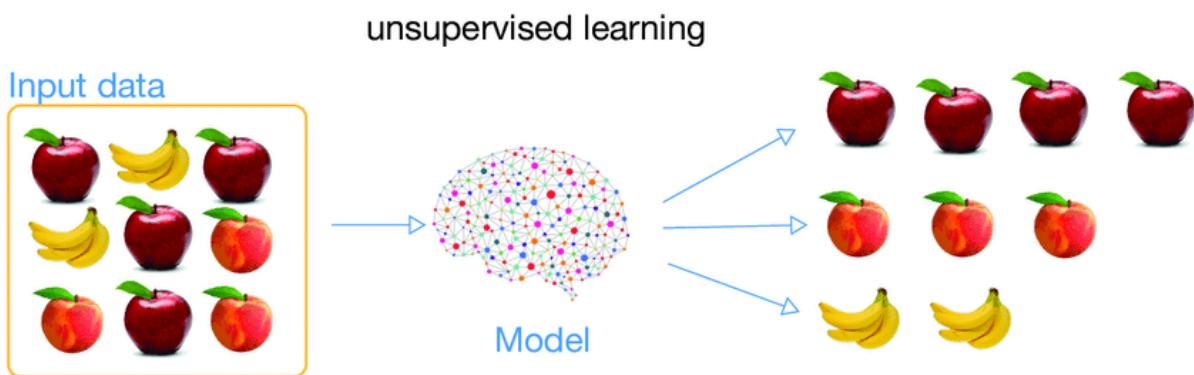
3.2.1 Veiledet vs. Uveiledet læring

Veiledet læring er en metode innen maskinlæring der en modell trenes på data med kjente svar (etiketter). Gjennom treningen lærer modellen å identifisere mønstre og sammenhenger i dataene, som den senere kan bruke til å forutsi utfall for nye, ukjente data. Vanlige metoder innen veiledet læring inkluderer regresjon og klassifisering. For en mer detaljert gjennomgang av disse metodene, se kapittel 3.2.3 *Modelltyper og algoritmer for prediksjon*. En av fordelene av veiledet læring er at det gir presise og målrettede modeller. Resultater som er enklere å tolke og forstå, og er egnet for problemer der vi kjenner de ønskede utfallene. Ulempen med veiledet læring er at det kreves store datamengder som kan være tidkrevende og kostbart å skaffe.



Figur 2: Illustrasjon av veiledet læring. Tilpasset Yan et al. (2018)

Uveiledet læring er en metode som handler om hvordan modellen arbeider med data uten kjente svar. Den prøver å finne mønstre, gruppere eller strukturere data. Noen eksempler på dette er klyngeanalyse og dimensjonsreduksjon. Vi trenger ikke å gå dypere inn i klyngeanalyse eller dimensjonsreduksjon, siden det ikke kommer til å bli brukt i prosjektet. Uveiledet læring fungerer til å oppdage skjulte mønstre eller strukturer i dataen. Ulempene til uveiledet læring er at resultater kan være vanskelig å tolke og evaluere. Mindre presist for prediksjonsoppgaver og modellen kan finne mønstre som ikke nødvendigvis er meningsfulle for prosjektet.



Figur 3: Illustrasjon av uveiledet læring. Tilpasset fra Yan et al. (2018)

Prosjektet har som fokus å predikere på helsen til batteri over tid. Derfor velger vi å fokusere på veiledet læring, siden prosjektet er ganske opplagt til denne metoden.

3.2.2 Databehandling og funksjonsutvelgelse

Databehandling er en sentral del av maskinlæringsprosjekter, hvor rådata forberedes slik at modellene kan bruke den effektivt. Dette innebærer prosesser som datarensing for å fjerne feil eller mangler, og transformering av data for å gjøre den mer egnet for analyse.

Funksjonsutvelgelse handler om å identifisere og velge de mest relevante variablene (funksjonene) fra datasettet som har størst betydning for modellen. Ved å fokusere på de viktigste funksjonene, kan man forbedre modellens ytelse, redusere beregningstid og unngå overtilpasning.

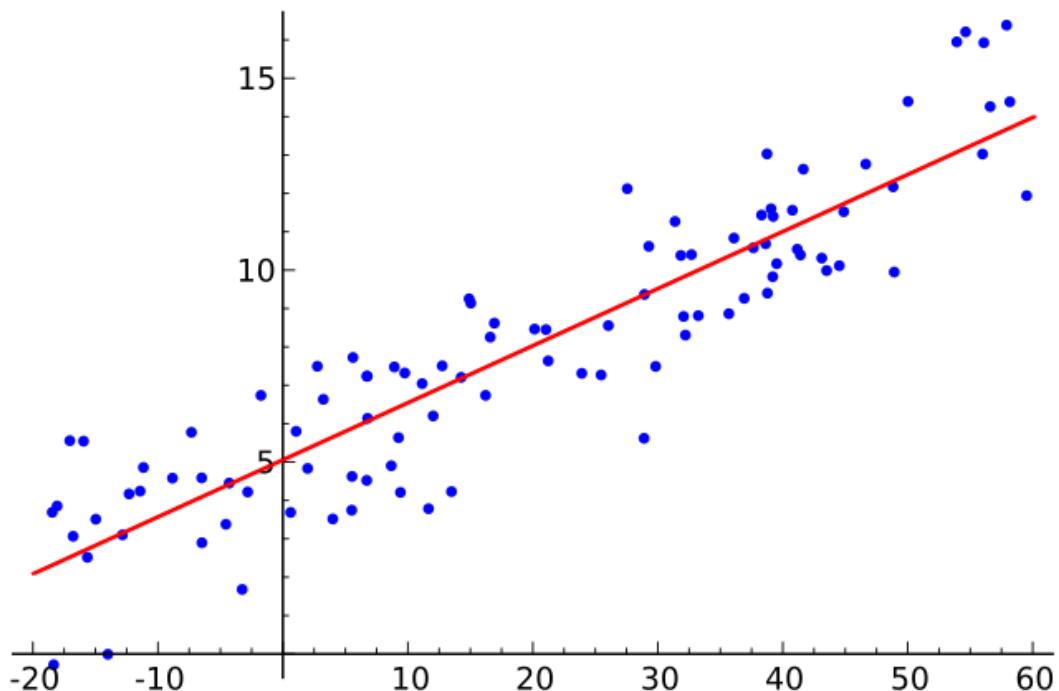
3.2.3 Modelltyper og algoritmer for predikasjon

Innen maskinlæring finnes det et bredt spekter av modeller å velge mellom, og valget av en passende modell er avgjørende for å oppnå pålitelige og nøyaktige resultater. I dette underkapittelet vil vi gjennomgå noen maskinlæringsmodeller som er relevante for prosjektet, og diskutere hvordan de kan anvendes for å møte de spesifikke kravene og utfordringene i denne sammenhengen.

Lineær regresjon

Lineær regresjon er en av enkleste, eldste og populære formene for maskinlæring (Achshah og Prakash, 2021). Lineær regresjon prøver å forklare sammenhengen mellom inndata og resultat som en rett linje. Dette innebærer at det er en konstant endring i resultatet (X) når inndataene (Y) endres.

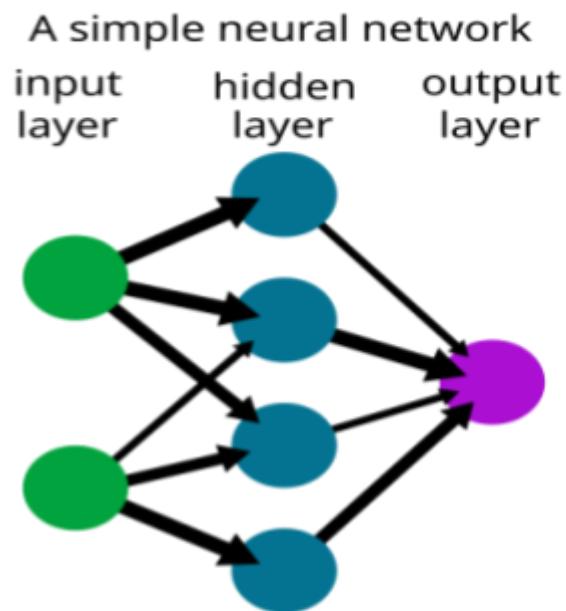
Et eksempel på anvendelsen av lineær regresjon kan være forholdet mellom prisen på en TV og dens skjermstørrelse, målt i tommer. I et slikt scenario antar man at prisen på TV-en øker jevnt i forhold til skjermens størrelse, slik at prisen kan beskrives som en lineær funksjon av antallet tommer. I denne modellen vil skjermstørrelsen fungere som inndata (Y), mens prisen på TV-en representerer resultat (X), der prisøkningen er proporsjonal med økningen i skjermstørrelse.



Figur 4: Lineær regresjon illustrert (Sewaqua, 2010)

Nevrale nettverk

Et nevralt nettverk er inspirert av strukturen i den menneskelige hjernen og består av mange kunstige "nevroner" eller noder som er koblet sammen i lag. Hver node mottar numeriske inngangsverdier, multipliserer dem med tilhørende vektorer, og summerer resultatene. Dersom den totale summen overstiger en forhåndsdefinert terskelverdi, aktiveres noden og sender signalet videre til neste lag. (Hardesty, 2017)

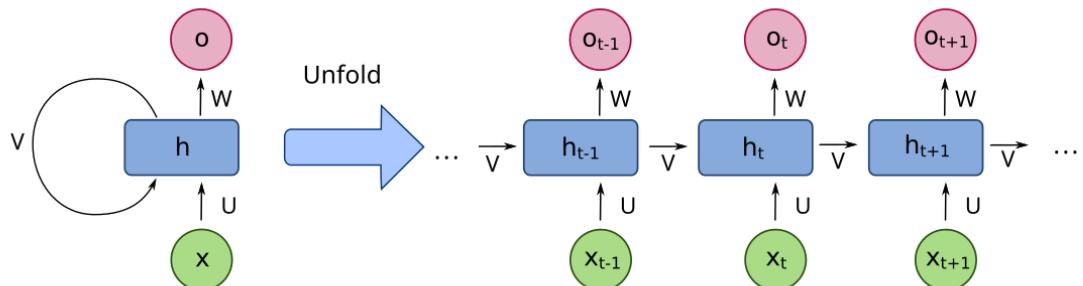


Rekurrente nevrale nettverk

Et problem med normale nevrale nettverk er at de ikke er gode til å håndtere sekvensielle data eller informasjon som har en tidsavhengighet, da de ikke har en innebygd mekanisme for å huske tidligere inngangsverdier. Derfor er RNN lagd for å løse dette problemet. Rekurrente nevrale nettverk er i stand til å huske tidligere tilstander på grunn av den rekursive aktiviteten i det skjulte laget. På grunn av RNN-er sin egenskap, der tidligere data påvirker fremtidige verdier, blir rekurrente nevrale nettverk ofte brukt på tidsseriedata. (Mienye et al., 2024)

Det eksisterer også noen store problemer med standard rekurrente nevrale nettverk, spesielt forsvinnende gradienter (vanishing gradients) og eksploderende gradienter (exploding gradients). For å forsøke å løse disse problemene er det blitt lagd flere RNN-arkitekturen. En av disse er Long Short Term Memory (LSTM) (Mienye et al., 2024).

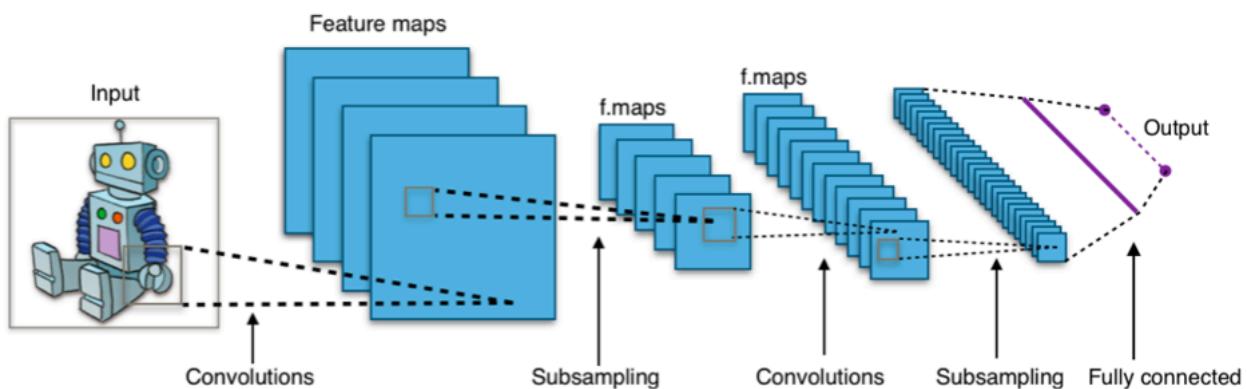
Siden en vanlig RNN adderer resultatet av en aktiveringsfunksjon med vektede signaler fra tidligere tidsskritt, kan signalet vokse eksponentielt dersom disse vektene er større enn 1. Hvis for eksempel vekten etter aktiveringsfunksjonen er 2 for hvert steg over 40 dager, vil signalet på den siste dagen være 2^{40} som er over en billion. Det samme gjelder hvis vekten etter aktiveringsfunksjonen er mindre enn 1. Da vil signalet på den siste dagen kunne bli forsvinnende nær 0. LSTM løser dette problemet ved å bruke en struktur som i stedet kombinerer informasjon additivt, slik at viktige signaler fra tidligere tidspunkter bevares over lengre sekvenser uten å forsterkes eller svekkes ukontrollert.



Figur 6: Utbrettet rekurrentt nevraltt nettverk (Ixnay, 2017)

Convolutional nevrale nettverk

En dyplæringsarkitektur som ofte brukes for bildeklassifisering er Convolutional nevrale nettverk eller CNN. I et konvolusjonslag kan en CNN benytte filtre for å hente relevant informasjon som kanter, teksturer og former. Etter filtreringen har CNN ofte Pooling lag. Disse Pooling lagene er brukt for å redusere størrelsen på dataene for å spare beregningsressurser og forhindre overtilpasning. I slutten av CNN-arkitekturen blir det brukt fullt tilkoblede lag som bruker trekkene modellen har funnet i tidligere lag for å gjøre den endelige predikasjonen. (Zaman, et al., 2025)

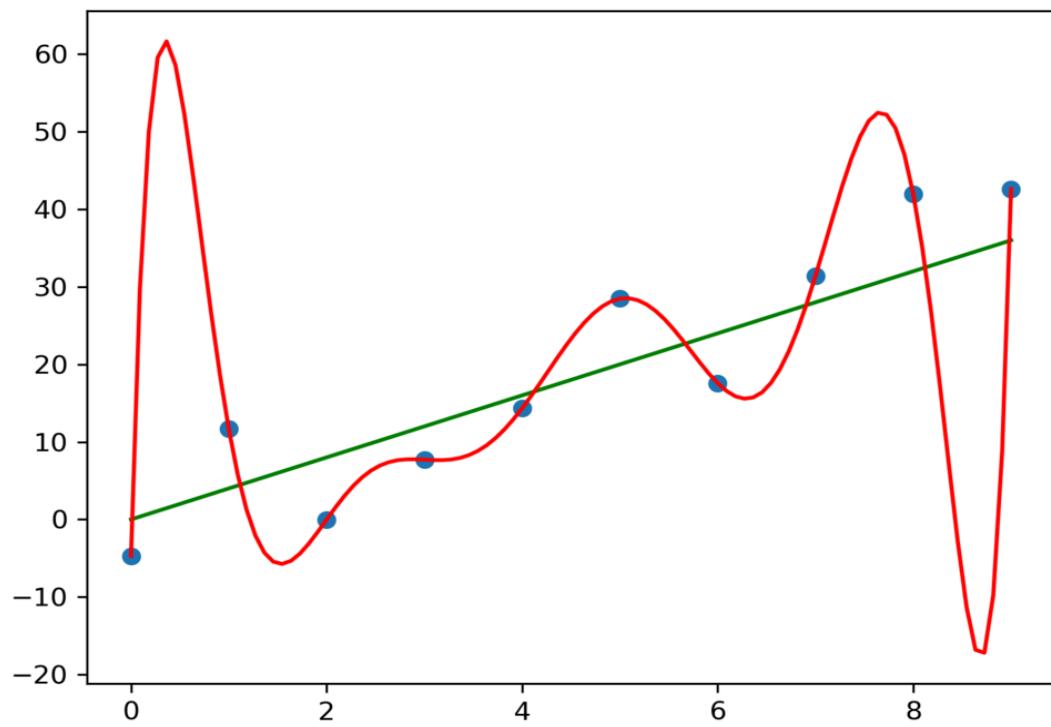


Figur 7: Et eksempel på normal flyt i en CNN med to konvolusjons- og pooling lag.(Aphex34, 2015)

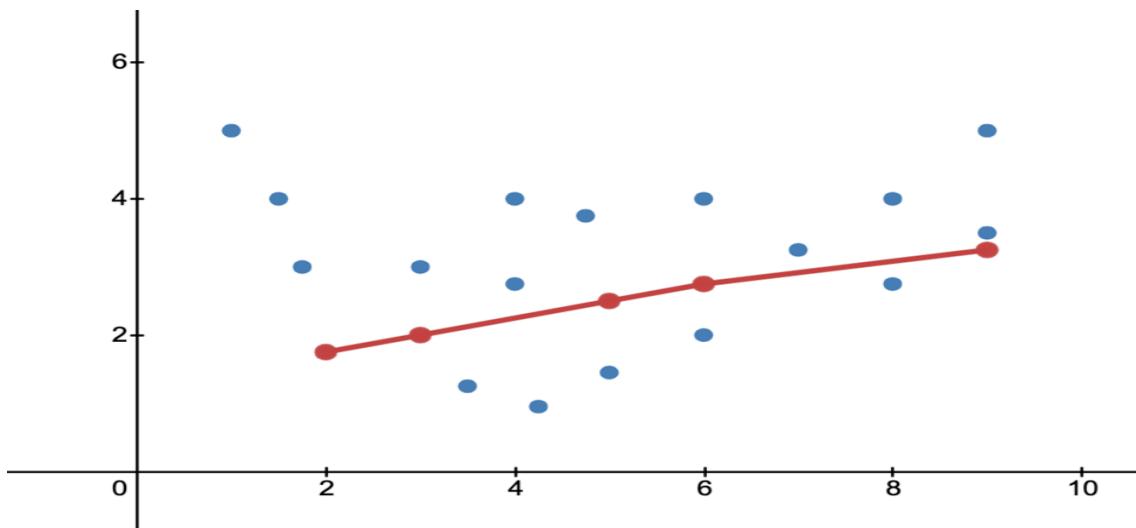
3.2.4 Trening av modeller

Etter at datasettet er behandlet og klargjort, kan man begynne å trenere en modell. Treningsprosessen deles vanligvis inn i tre faser: treningsdata, valideringsdata og testdata, en prosess kjent som datasplitting. Å dele datasettet i ulike deler er avgjørende i maskinlæring for å sikre at modellen lærer effektivt, valideres underveis og til slutt testes på data den ikke har sett før. Treningsdata brukes til å lære modellens mønstre i dataene, valideringsdata hjelper med å justere modellens parametere og forhindre overtilpasning og undertilpasning.

Overtilpasning skjer når en modell lærer seg støyen i treningsdataene og presterer dårlig på nye data. Undertilpasning skjer når modellen er for enkel og ikke klarer å fange opp viktige mønstre. For å unngå dette kan man bruke teknikker som regularisering, dropout og øke mengden treningsdata, mens testdata benyttes til å evaluere modellens ytelse på helt nye data. Dette bidrar til at modellen generaliserer godt og reduserer risikoen for både overtilpasning og undertilpasning.



Figur 8: Resultater fra en overtilpasset modell (representert i rød), som treffer mønstrene i dataen men generaliserer dårlig
(ThirdOrderLogic, 2024)



Figur 9. Resultater fra en undertilpasset modell (representert i rød) som ikke klarer å fange opp mønstrene i dataene
(AAStein, 2021)

3.2.5 Evaluering av modeller

Evaluering av modellen er en av de viktigste praksisene innen maskinlæring. Hensikten er å sikre at modellen kan generalisere godt til nye data, identifisere overtilpasning og undertilpasning, samt gi innsikt i modellens styrker og svakheter. En grundig evaluering gjør det mulig å vurdere om modellen fungerer effektivt og pålitelig.

Det finnes flere metoder for å evaluere maskinlæringsmodeller. En vanlig tilnærming er tren-test-splitt, hvor datasettet deles i separate deler for trening og testing. En annen metode er kryssvalidering, som deler data i flere segmenter for en mer robust evaluering. I tillegg benyttes ulike evalueringsmetrikker for å vurdere modellens ytelse. For regresjonsproblemer er metrikker som MSE og MAE vanlige valg. MSE beregner gjennomsnittet av de kvadrerte feilene, mens MAE måler gjennomsnittet av de absolutte feilene.

Å bruke flere evalueringsmetoder og metrikker er viktig for å oppnå en balansert vurdering av modellen. Fokuserer man kun på én metode, kan man få et skjevt bilde av modellens ytelse, mens for mange metoder kan skape unødvendig kompleksitet og forvirring. Derfor er det avgjørende å velge de metodene som best reflekterer prosjektets mål og gir pålitelige resultater

4 Design av prosjekt

I dette kapittelet vil det bli presentert alternative løsninger og en vurdering av hvilke verktøy som er mest hensiktsmessige for prosjektet. Videre vil det bli redegjort for arbeidsmetodikken som skal benyttes, samt en analyse av potensielle risikoer som kan oppstå i løpet av prosjektgjennomføringen. Til slutt vil det bli beskrevet hvordan resultatene fra løsningen skal evalueres.

4.1 Forslag til løsning

For å kunne predikere andelen degradering på et batteri med en maskinlæringsmodell, er det flere ulike tilnæringer som kan bli brukt. Her vil det bli beskrevet alternative løsninger som alle kunne være gode muligheter.

4.1.1 Telle strøm

Ved å summere hvor mye strøm som har blitt trukket ut av batteriet over en periode, kan man estimere batteriets kapasitet. Dersom man for eksempel observerer at batteriets SOC synker med 5 % i løpet av en periode, og man samtidig måler at det i denne perioden er trukket ut 6 Ah, kan dette brukes til å anslå total kapasitet med å finne ut hvor mye kapasitet det ville vært hvis den var utladet 100%. I dette eksempelet blir det $6Ah * (5 \text{ i ladningsprosent} * 20 \text{ Moduler}) = 120Ah$.

Metoden for å estimere batterikapasitet ved å summere trukket strøm over en periode ble vurdert, men senere forkastet. Grunnen var at eksperimenter viste store variasjoner i resultater, spesielt ved små endringer i ladetilstand og at store endringer ikke var mulig å hente.

4.1.2 Lage sykluser av tilgjengelig data

Et løsningsforslag gikk ut på å bruke tilgjengelige daglige målinger for å konstruere sykluser, som kunne benyttes til å analysere batterihelsen over tid. Dette innebar å hente ut spennin, temperatur, SOC og kapasitet for en modul per dag, og bruke denne dagen som en syklus.

Hensikten var å etterligne et syklist datasett slik man finner i laboratorietester. I praksis viste det seg imidlertid utfordrende å identifisere reelle sykluser fra operasjonelle data, da batteriets ladetilstand og måleverdier varierte mye mellom dagene. Dette gjorde det vanskelig å trekke konklusjoner fra dataene.

4.1.3 Indre motstand på cellenivå

En mulig løsning for prosjektet var å analysere endringer i indre motstand over tid på cellenivå. Metoden bygger på prinsippet om at økt indre motstand ofte indikerer aldring og degradering av batteriet, som beskrevet i kapittel 3.1.2. Ved å benytte spennings- og strømmålinger fra driftssituasjoner kunne en estimere indre motstand på ulike tidspunkter, og dermed identifisere trender i batteriets helsetilstand.

På grunn av tidsbegrensninger ble denne metoden imidlertid ikke testet ut i praksis.

4.2 Valgt løsning

Gruppen har foreløpig ikke tilstrekkelig informasjon til å avgjøre hvilken metode som er best egnet. Derfor har vi valgt å utforske flere tilnærninger. Målet er å vurdere både nøyaktighet og datakrav for hver metode, og deretter foreslå en eller flere løsninger som kan brukes til praktisk overvåking av batterihelse.

4.2.1 Indre motstand

En av disse tilnærmingene er å beregne batterienees indre motstand. Som nevnt i kapittel 3.1.2 om batterihelse, kan en økning i indre motstand, indikere aldring og degradering av batteriet.

Ved å anvende formelen fra 3.1.2 på ulike tidspunkter kan man analysere hvordan den indre motstanden endrer seg over tid. Dette gir en indikasjon på batteriets helsetilstand og hvordan den forverres. I tillegg kan det avdekke hvor raskt batteriets tilstand svekkes i ulike faser, noe som kan gi innsikt i hvilke faktorer som bidrar til betydelig batteridegrering.

4.2.2 Volt/SOC kurve

En av problemene for å regne ut SOH, er å finne den nåværende kapasiteten. Som vist i kapittel 3.1.2 Batterihelse, er nåværende kapasitet et viktig mål for å regne ut SOH. Med de dataene som vi har fått, så er kapasiteten ikke en del av målingene. Dette medfører at vi må selv regne ut den nåværende kapasiteten batteriet har. En løsning for dette er å lage en volt-SOC kurve og se hvordan den oppfører seg over tid. Et tegn på batteridegrering er at volt vil synke over tid.

4.2.3 Heatmap

En mulig tilnærming er å generere heatmaps basert på spenningsdata. Disse kan konstrueres direkte fra datasettet uten behov for omfattende datavask, noe som gir et effektivt og informativt innblikk i datamaterialets utvikling over tid. Dette representerer en betydelig fordel, ettersom datasettet ikke inneholder eksplisitte målinger av SOH eller RUL. Ved å analysere visuelle mønstre i heatmaps kan man identifisere karakteristiske forskjeller mellom friske og degraderte batterier.

4.2.4 Trene modell på andre data

En alternativ løsning for prosjektet er å tren en modell på eksterne batteridata i stedet for de som er gitt av prosjekteier. Dette innebærer å finne datasett med kapasitet- eller SOH-målinger og bruke disse til å utvikle en prediksjonsmodell. Ved å gjøre dette kan modellen, trent på eksterne batteridata, brukes til å estimere SOH-verdier for batteriene til Fjord1.

4.3 Valg av verktøy

Azure

Som beskrevet i delkapittel 2.1.2 er Microsoft Azure den plattformen oppdragsgiver ønsker at vi skal benytte. Azure tilbyr en rekke verktøy som kan understøtte utviklings- og implementeringsprosessen. I denne sammenhengen benyttes Azure Repositories, Azure Boards, og Fabric.

Repositories er valgt for å sikre versjonskontroll, samarbeid og å spore historikk i kodebasen. Dette gir mulighet for en strukturert utviklingsprosess hvor endringer kan dokumenteres og tilbakeføres ved behov.

Azure Boards benyttes som et verktøy for prosjektstyring og oppgavehåndtering. Her kan oppgaver registreres, organiseres og tilordnes teammedlemmer. Oppgavene visualiseres i en virtuell tavle, der teammedlemmer kan oppdatere statusen på hver oppgave ved å flytte dem mellom ulike kategorier, for eksempel *To Do*, *In Progress* og *Finished*. Dette gjør det mulig for gruppen å få en klar oversikt over hvilke oppgaver som gjenstår, hvilke som er påbegynt, og hvem som er ansvarlig for dem.

Fabric vil bli brukt til å gjøre arbeid parallelt gjennom en skytjeneste og lokalt. Plattformen tilbyr flere nyttige verktøy, men de mest relevante for dette prosjektet er Fabric Notebooks og Lakehouses benyttet.

Fabric Notebooks gjør det mulig for gruppen å skrive og kjøre Python-kode direkte på servere i Azure. Dette gir fordeler som økt minnekapasitet og raskere kjøring sammenlignet med lokal kjøring.

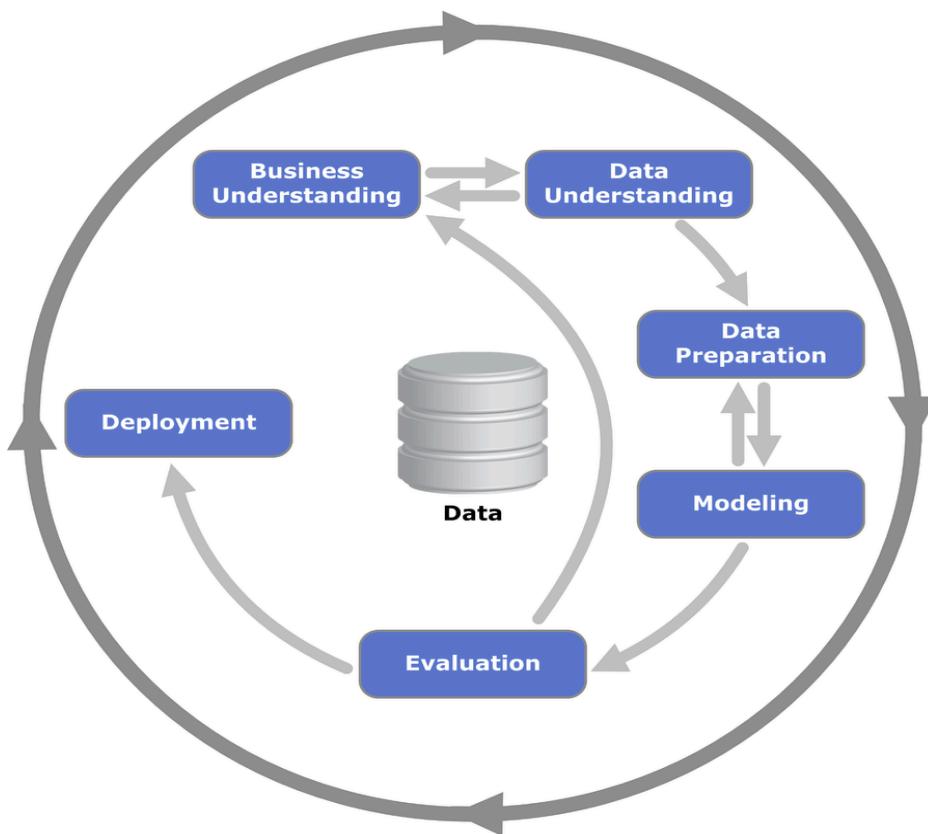
Lakehouse brukes til å lagre, modifisere og analysere data. Det gir en strukturert tilnærming til databehandling og gjør det enkelt for gruppen å laste opp data og bruke den direkte i Notebooks.

Python

Systemet skal utvikles ved hjelp av Python som hovedprogrammeringsspråk. Valget av Python er begrunnet med flere faktorer. For det første tilbyr Python et bredt utvalg av nyttige biblioteker, som for eksempel Pandas, noe som muliggjør effektiv håndtering og analyse av data. Dette bidrar til en mer strukturert og oversiktig databehandling. Videre har også Python biblioteket Dask som er laget for å håndtere store datamengder.

Videre har Python omfattende støtte for maskinlæring, blant annet gjennom biblioteker som TensorFlow, Scikit-learn og Keras, noe som gjør det velegnet for prosjekter hvor kunstig intelligens eller dataanalyse spiller en sentral rolle.

4.1 Utviklingsmetodikk



Figur 10: Illustrasjon av en vanlig arbeidsflyt i CRISP-DM (Kennethajensen, 2013)

For å kunne lage planer ble det viktig med en utviklingsmetodikk. Ved å lete etter metodikker som kunne være nyttige for vårt prosjekt, ble det funnet en utviklingsmetodikk som passer godt med oppgavens formål. "CRISP-DM is the de-facto standard and an industry-independent process model for applying data mining projects."(Schröer et al, 2021). Som nevnt er CRISP-DM egentlig laget for datautvinning, men det egner seg godt til maskinlæring.

Prosesssen for CRISP-DM starter med "business understanding" eller forretningsforståelse. Dette steget handler om å forstå hva oppdragsgiveren ønsker å oppnå med prosjektet, hvordan oversette dette til et datavitenskapelig problem og hva som vil regnes som suksess for prosjektet. For å forstå hva oppdragsgiveren ønsket å oppnå ble det gjennom flere møter diskutert oppgaveteksten og hva som var ment med dette. Gjennom disse møtene ble det kommet fram at en modell som kan gi en prediksjon på helsen til batteriet vil være tilstrekkelig.

Neste steg i CRISP-DM er "Data Understanding". I denne fasen samles data inn, analyseres og utforskes for å få innsikt i struktur, kvalitet og mønstre. Gjennom statistiske analyser og visualiseringer identifiseres mangler, uteliggere og andre utfordringer som kan påvirke videre arbeid. Målet er å sikre at dataene er pålitelige og relevante for problemstillingen. For å oppnå dette er det avgjørende å ha en solid forretningsforståelse. Dette gjør det mulig å identifisere hvilke data som er mest relevante for å nå prosjektets mål og sikre at analysen gir verdifulle innsikter.

Etter at dataene er analysert og forstått, kan man gå videre til neste fase i utviklingsmodellen: "Data Preparation". I denne fasen handler det om å rense, transformere og strukturere dataene for å sikre at de er egnet for modellering. Dette inkluderer å velge relevante variabler, håndtere uteliggere som kan skape skjevheter, samt konstruere nye funksjoner basert på eksisterende data for å forbedre modellens ytelse.

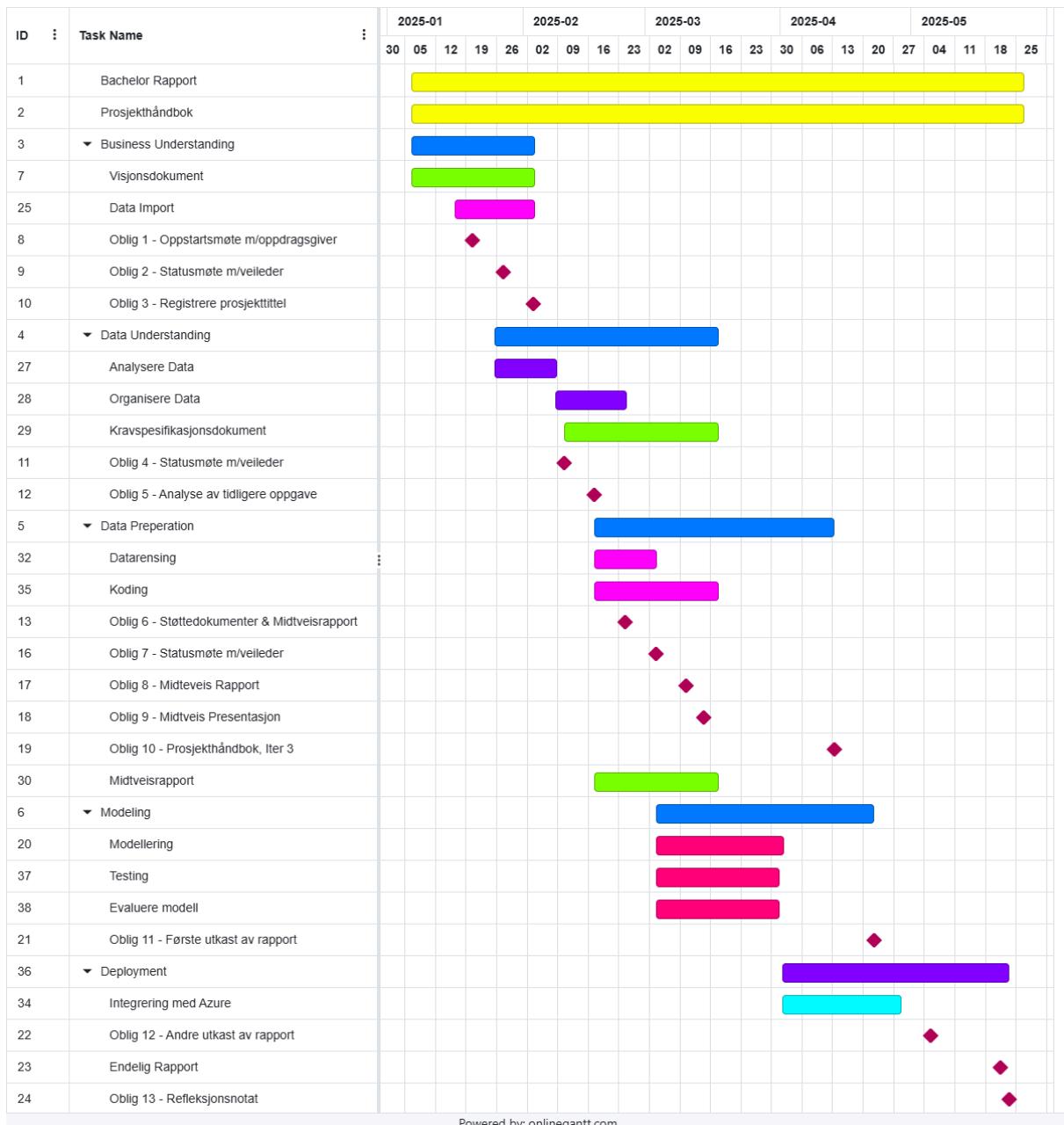
I modelleringsfasen bygges modeller basert på de dataene som er valgt og forberedt i databehandlingssteget. Flere modeller blir testet for å finne ut hvilken som gir best ytelse. Dersom noen modeller ikke presterer godt, kan det være et tegn på at de valgte dataene er suboptimale. Derfor er modellering og databehandling tett forbundet, da det ofte kreves at man reviderer eller forbedrer dataene underveis for å oppnå bedre resultater, som vist i Figur 9.

Når en eller flere modeller er valgt, kan evalueringen starte. I denne fasen vurderes hvor godt modellene oppfyller målene for oppdraget. Det innebærer å vurdere hvor godt løsningene samsvarer med de faktiske kravene og målene som var satt. Hvis modellen ikke leverer det oppdragsgiveren ønsket, må man ofte gå tilbake til første steg i CRISP-DM for å justere tilnærmingen. Hvis løsningen møter de fastsatte kravene og målene, kan man gå videre til deployment-fasen.

Siste fase i CRISP-DM er deployment hvor modellen tas i bruk og gjøres tilgjengelig for anvendelse. I denne fasen blir modellen integrert med et system slik at den kan benyttes til å gi prediksjoner i en virkelig sammenheng.

4.4 Prosjektplan

For en vellykket prosjektplanlegging er det avgjørende å ha en strukturert tilnærming. Vi har derfor valgt å benytte et Gantt-diagram i kombinasjon med CRISP-DM-metodikken for å utarbeide vår prosjektplan. Prosjektet er inndelt i fem faser: forretningsforståelse, dataforståelse, datapreparasjon, modellering og distribusjon. Nedenfor presenteres et Gantt-diagram som viser hvordan oppgaver er fordelt på de fem fasene i CRISP-DM.



Figur 11: Gantt-diagram, Egen illustrasjon.

Uforutsette problemer oppsto underveis, noe som har krevd kontinuerlige justeringer i planleggingen. Begrenset forståelse av batteriteknologi og tilgjengelige data ved prosjektstart gjorde det vanskelig å lage en presis plan. Først etter dataforståelsesfasen i CRISP-DM kunne vi utarbeide en helhetlig prosjektplan. Når vi fikk bedre innsikt i batterier, datastruktur og enheter, fikk vi også en tydelig retning for videre arbeid. Den endelige prosjektplanen er reflektert i Gantt-diagrammet, som viser en strukturert tilnærming til prosjektets videre fremdrift.

Det er viktig å merke seg at CRISP-DM ikke er en lineær prosess, men en iterativ syklus der innsikt fra senere faser ofte fører til revisjoner i tidligere faser. Dette er ikke lett å illustrere i et Gantt-diagram, men i praksis har vi flere ganger gått tilbake til tidligere faser etter hvert som vi fikk ny forståelse av dataene. Den endelige prosjektplanen er reflektert i Gantt-diagrammet, som viser en strukturert tilnærming til prosjektets videre fremdrift.

4.5 Risikovurdering

For å identifisere og vurdere potensielle utfordringer i prosjektet ble det gjennomført en systematisk risikoanalyse. Målet med analysen var å kartlegge hvilke risikofaktorer som kunne påvirke prosjektets gjennomføring, samt å vurdere alvorlighetsgraden av disse. Hver identifisert risiko ble vurdert ut fra to hoveddimensjoner: sannsynligheten for at hendelsen inntreffer og konsekvensene dersom den skulle oppstå. Disse faktorene ble kombinert for å beregne et risikoprodukt, som gir en indikasjon på hvor kritisk hver enkelt risiko er.

Tabell 1 viser metoden for å beregne risikoproduktet, der sannsynlighet og konsekvens vektes i henhold til en fastsatt skala. På bakgrunn av denne vurderingen ble de mest kritiske hendelsene identifisert og rangert etter alvorlighetsgrad. Tabell 2 gir en oversikt over de fire hendelsene med høyest risikoprodukt, som anses å utgjøre den største trusselen for prosjektets fremdrift og suksess.

For en mer detaljert gjennomgang av hele risikoanalysen henvises det til Vedlegg 1.

Sannsynlighet	Svært Høy (5)	5	10	15	20	25
	Høy (4)	4	8	12	16	20
	Middels (3)	3	6	9	12	15
	Lav (2)	2	4	6	8	10
	Svært Lav (1)	1	2	3	4	5
		Svært Lav (1)	Lav (2)	Middels (3)	Høy (4)	Svært Høy (5)
	Konsekvens					

Tabell 1 - Konsekvens tabell

	Hendelse /Risiko	Årsak	Sannsynlig het	Konsekvens	Risiko-produkt	Tiltak
1	Feil i predikasjon	Modellen er ikke tilfredsstillende	Middels (3)	Høy (4)	12	Finne ut hvorfor modellen ikke er tilfredsstillende, og prøve å forbedre løsningen
2	Feil i data	Sensor gir feil måling	Middels (3)	Svært Høy (5)	15	Finne feile data og fjerne/imputere dem
3	Bias i data	En skjehet i data som får modellen til å predikere med høy bias	Høy (4)	Svært Høy (5)	20	Analysere data og velge data med lite bias
4	Konseptet endrer seg	Endringer i hva som gjør et batteri dårlig f.eks andre batterier	Svært Lav (1)	Svært Høy (5)	5	Trene modellen på nytt med relevante verdier
5	Ressurskrevende	Det kan være krevende å kjøre modellen	Middels (3)	Middels (3)	9	Forbedre ytelsen til modellen
6	Overtilpasning	Modellen har for høy varianse	Høy (4)	Svært Høy (5)	20	Gjøre endringer som reduserer overtilpasning
7	Vær	Været kan ha påvirkning på selve batteriet og slite det mer ut	Svært Lav(1)	lav (2)	2	Batteriet må nok skiftes ut med en ny batteri
8	Prosjektstyring	Lite kommunikasjon og dårlig plannlegging i gruppen	Svært Høy (5)	Høy (4)	20	Forbedre kommunikasjon og samarbeid i gruppen
9	Syk	En i gruppen blir syk	Lav (2)	Lav (2)	4	Gi beskjed til resten av gruppen, slik at gruppen kan fortsette å jobbe uten personen som er syk

Tabell 2: Risikoanalyse

5 Datainnsamling

5.1 Datainnsamling

Dataene som benyttes i prosjektet, kommer fra batterier levert av Corvus Energy til Fjord1. Batteriene er utstyrt med sensorer som kontinuerlig registrerer ulike målinger. Disse dataene lagres på Corvus Energy sine servere, som prosjektgruppen har fått tilgang til gjennom Fjord1. Nedlasting av dataene skjer via API-forespørslar i Postman, og filene leveres i Parquet-format. For å lese og behandle disse filene, benyttes Python-biblioteket PyArrow.

For å få et bedre innblikk i datamengden prosjektet omfatter, undersøkte gruppen hvor mye data som genereres i løpet av en enkelt dag. For hver dag kan det lastes ned fire ulike Parquet-filer: en for pakkedata, en for cellespenning, en for ladetilstand, og en for temperatur. Spennings- og SOC-filene inneholder rundt 1,3 millioner rader, temperaturfilen har omtrent 200 000 rader, og pakkedatafilen inneholder rundt 80 000 rader. Totalt utgjør dette omtrent 2,88 millioner datapunkter per dag, bare for en båt. Med tanke på at båten har vært i drift i flere år, kan vi anslå at ett år genererer over 1 milliard rader med data. Siden gruppen har fått tilgang til data fra totalt 32 båter, illustrerer dette tydelig den enorme datamengden som må hentes, prosesseres, vaskes og struktureres før den kan benyttes i modelltrenings og analysearbeid.

Batteridataene er organisert hierarkisk i tre nivåer: pakkenivå, modulnivå og cellenivå. Hver batteripakke består av 20 moduler, og hver modul inneholder 12 celler. Det laveste nivået, cellenivået, registrerer detaljerte målinger som temperatur, spenning og ladetilstand for hver enkelt celle. Det finnes ingen egne målinger på modulnivå, ettersom modulene kun fungerer som samlinger av celler.

Av de mange tilgjengelige målingene fra Corvus er fem blitt identifisert som sentrale for å overvåke batteriene helsetilstand. Disse er:

- Pakke strøm – strøm inn og ut av batteriet (lading og utlading)
- Pakke spenning – total spenning i hele batteripakken
- Celle spenning – spenning målt på hver enkelt celle
- SOC – ladetilstand for hver celle
- Temperatur – temperatur for hver celle

5.1.1 Datainnsamling av Fjord1 data

I prosjektets innledende fase var det nødvendig å samle inn relevante data. Oppdragsgiveren spesifiserte at dette skulle gjøres ved hjelp av verktøyet Postman. Datauthenting besto av to hovedtrinn: prosessering og nedlasting.

I det første trinnet, prosesseringen, måtte brukeren manuelt oppgi et identifikasjonsnummer samt ønskede dato-perioder for å igangsette databehandlingen. Når prosesseringen var fullført, kunne dataen deretter lastes ned som Parquet-filer, spesifikt knyttet til angitte båter og datoer.

Denne prosessen var imidlertid forbundet med flere utfordringer. For det første var varigheten på prosesseringen svært uforutsigbar. I noen tilfeller tok det kun 10 minutter, mens det i andre tilfeller kunne ta over en uke før dataene var klare for nedlasting. Denne variasjonen førte til unødvendig ventetid og resulterte i hull i datasettet, da enkelte datoer ble tilgjengelig tidligere enn andre. Det ble ikke funnet en permanent løsning på dette problemet i prosjektets gang. Den mest effektive tilnærmingen som ble identifisert, ble å prosessere store datamengder tidlig i forløpet. Deretter å vente til dataene var tilgjengelige for nedlasting.

Den andre store utfordringen i datainnsamlingen var knyttet til selve nedlastingsprosessen. For å hente ut data måtte brukeren spesifisere en rekke parametere, inkludert data type, dato, og hvilken batteripakke som skulle lastes ned. En betydelig begrensning var at det ikke var mulig å hente data for flere dager samtidig, noe som gjorde prosessen svært tidkrevende.

Ettersom hver båt kunne ha opptil 20 batteripakker, og det finnes fire ulike datatyper som måtte lastes ned for hver dag. Dette innebar at det ville kreve mer enn 29 000 manuelle forespørslar for å hente alle dataene for en enkelt båt. Dette representerte en betydelig belastning i prosjektet, både med hensyn til tid og ressurser. Noe som understreket behovet for en mer effektiv og automatisert løsning for datanedlasting.

For å kunne utvikle et effektivt og automatisert skript for datanedlasting, ble flere utfordringer identifisert før den endelige løsningen ble implementert. Den første tilnærmingen innebar å lage et skript i Postman, som skulle håndtere flere URL-forespørslar og laste ned en fil om gangen. Problemene som oppstod var at Postman ikke støtter automatisering av nedlastingene, ettersom alle nedlastingene må utføres manuelt. Dermed ble denne løsningen ansett som uegnet.

Den neste løsningen involverte bruk av Node.js og Newman. Denne løsningen fungerte godt i kombinasjon med Postman for å sette opp forespørslar, og Node.js og Newman ble brukt til å sende forespørslene. Senere viste det seg at dette heller ikke var en gjennomførbar løsning, ettersom det er mulig å laste ned JSON-filer, men ikke binære data, som for eksempel Parquet-filer.

En alternativ tilnærming var å benytte samme oppsett, men med tillegg av curl i et Windows batch-skript for å laste ned Parquet-filer. Prosessen fungerte ved at et skript ble kjørt i terminalen, som startet Newman for å sette opp URL-foespørslar i Postman. Forespørslene ble deretter sendt tilbake til batch-skriptet, som brukte curl til å laste ned Parquet-filene. Denne løsningen var veldigkvet og muliggjorde automatisering av nedlastingene av Parquet-filer.

Til tross for at denne løsningen fungerte, var det utfordrende å utvikle. Flere problemer oppstod underveis, blant annet knyttet til oppsetting av URL-foespørslar, håndtering av globale verdier i Postman, samt tidkrevende kjøring av prosessen. For å sette opp flere forespørslar i Postman, ble URL-foespørslar opprettet basert på globale verdier lagret i Postman. Problemet oppstod når skriptet ble kjørt flere ganger: under første kjøring fungerte det som forventet, men ved påfølgende kjølinger ble feil URL-foespørslar sendt, ettersom eldre globale verdier i Postman ble brukt i stedet for de nye. Løsningen på dette var å lagre de nødvendige verdiene i en ekstern JSON-fil, som ble slettet ved hver oppstart av skriptet for å sikre at kun nye verdier ble brukt.

Selv om skriptet var noe tidkrevende, med en ventetid på omtrent 10 sekunder for hver forespørsel før nedlasting av Parquet-filene via curl, som også tok noen sekunder, ga det likevel en betydelig tidsbesparelse sammenlignet med manuell nedlasting. For eksempel ville nedlasting av 100 filer manuelt ta omtrent 2 timer, mens skriptet kunne fullføre samme oppgave på omtrent 30 minutter. Denne forbedringen ble ansett som betydelig, og gruppen ble enige om at det beste alternativet var å kjøre skriptet om natten, slik at filene ble lastet ned og var klare til behandling neste morgen.

Etter at dataene var lastet ned lokalt, måtte prosjektgruppen utvikle en hensiktsmessig metode for videre behandling. Ettersom det på forhånd var bestemt at Python skulle benyttes til maskinlæringsarbeidet, fremsto det som et naturlig valg også for databehandlingen.

Filene følger en systematisk navnekonvensjon som inneholdt informasjon om dato, batteripakke og hvilken type data filen inneholdt. Dette muliggjorde en filtreringsprosess basert på filnavn, slik at gruppen kunne identifisere og hente ut nøyaktig de dataene som var relevante for videre analyse. Dermed kunne innlastingen automatiseres og effektiviseres til tross for den store datamengden.

5.1.2 Valg og vurdering av eksterne datasett for modellutvikling

Modeller som skulle utvikles basert på andre datasett enn de fra Fjord1, krevde en alternativ tilnærming til datainnsamling. For at disse datasettene skulle være egnet til modelltrenings, måtte de oppfylle visse kriterier.

Det første kriteriet var at dataene måtte være fritt tilgjengelige for allmenn bruk. Det innebar at datasett med begrenset tilgang, lisenskrav eller opphavsrettslige restriksjoner, ikke kunne benyttes.

Det andre kriteriet var at datasettene måtte inneholde en målbar indikator på redusert batterihelse. Hensikten med å bruke eksterne datasett var at de skulle inkludere en tydelig målvariabel som kunne brukes i prediktiv modellering. En presist definert målvariabel, som for eksempel RUL eller en form for SOH indikator, gir modellen et konkret utgangspunkt for læring og evaluering. Uten en slik variabel ville det være umulig å måle modellens ytelse eller å anvende den på nye datasett i en operasjonell kontekst.

I tillegg til kravene om åpenhet og en tilgjengelig målvariabel, måtte datasettene også oppfylle et tredje kriterium. Datasettet måtte inkludere målinger eller variabler som er sammenlignbare med de som benyttes i de opprinnelige Fjord1-dataene. Dette var avgjørende for å sikre at resultatet fra det eksterne datasettet kunne overføres til Fjord1 datasettet.

Et neste kriterium som måtte oppfylles, var spesifikasjonen av batteritypen som ble brukt til å generere dataene. Ideelt sett ønsket gruppen å benytte data fra batterier som var lignende de som benyttes i Fjord1. Dette innebar at batteriene måtte være basert på litium-ion-teknologi og ha en kapasitet som nærmet seg den som finnes i Fjord1-batteriene. Ved å sikre at batteriene som inngikk i de eksterne datasettene var i samsvar med disse kravene. Kunne gruppen oppnå et datasett som var mer sammenlignbart med Fjord1-dataene, noe som ville forbedre relevansen og nøyaktigheten i de prediktive modellene.

Det siste relevante kriteriet omhandlet opprinnelsen til batteridataene, nærmere bestemt om de ble samlet under kontrollerte laboratorieforhold eller om de stammet fra batterier i faktisk bruk. Data som ble generert under laboratorieforsøk kan ha ulik dynamikk og ikke nødvendigvis reflektere de virkelige forholdene som batteriene er utsatt for i operasjonelle miljøer. Derfor var det viktig å vurdere om dataene kom fra batterier som var i aktiv bruk, da slike data bedre ville speile den faktiske ytelsen og degradasjonen som skjer i praktiske applikasjoner. Dette kriteriet var ikke avgjørende, men kunne hjelpe til å sikre at modellen kunne generalisere til virkelige scenarioer og gi mer pålitelige prediksjoner.

Etter at alle kriteriene var definert, startet gruppen arbeidet med å identifisere datasett som oppfylte kravene. Et av de første funnene var en GitHub-side med en samling åpne batteridatasett (Liu, 2021), som gjorde det mulig å effektivt identifisere flere relevante kandidater for videre vurdering.

Imidlertid oppstod det en betydelig utfordring, dokumentasjonen for flere av datasettene var mangelfull, og det var ofte uklart hvilke typer data som faktisk var inkludert. Spesielt var det vanskelig å fastslå om datasettene inneholdt en helsevariabel, noe som var et sentralt kriterium for videre bruk i modellutvikling. Dette medførte at hvert datasett måtte undersøkes manuelt for å avklare innhold og struktur. Prosessen med å vurdere datasett ble tidkrevende og kompleks, hovedsakelig fordi dataene var lagret i ulike filformater og strukturer.

Etter en grundig vurdering ble et passende datasett valgt: et offentlig tilgjengelig datasett fra Karlsruhe Institute of Technology (Luh, 2023). Datasettet inneholder kapasitetsmålinger for litium-ion-NMC/C-SIO-cellene gjennom gjentatte ladesyklinger. Det oppfyller de fleste av kriteriene, som åpen tilgang, relevante indikatorer på batterihelse, sammenlignbare verdier med Fjord1-data, og bruk av battericeller som ligner dem som brukes på fergene. En begrensning er at dataene er fra kontrollerte laboratorietester, og ikke fra batterier i faktisk drift.

6 Forprosjekt

Det ble besluttet å utvikle en prototype for å illustrere hvordan prosjektet potensielt kunne gjennomføres. Dette ga gruppen en bedre forståelse av arbeidsflyten og hvilke metoder som kunne være hensiktsmessige å benytte videre i prosjektet.

I forprosjektet krevdes det data som kunne brukes til å lage en modell. Dataene ble hentet fra Battery Archive (Battery Archive, 2025) og senere forhåndsbehandlet av Vinuales (2023). Datasettet består av informasjon fra battericeller som har blitt ladet og utladet i jevne intervaller. Dette gjør det mulig å beregne batterienees gjenværende levetid, som er inkludert som en egen kolonne i datasettet.

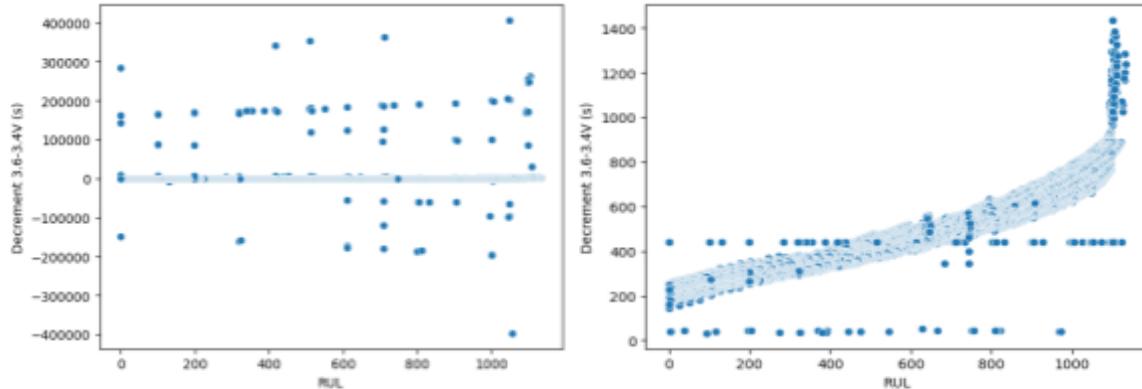
6.1 Datavasking av forsprosjektet

Siden dataene allerede var forhåndsbehandlet, var det begrenset behov for ytterligere datavasking. Den eksisterende forhåndsbehandlingen besto av å bruke spenning, strøm og tid til å konstruere nye variabler. Disse inkluderte blant annet målinger av hvor lang tid det tok for spenningen å nå sitt laveste punkt under utlading, samt hvor lang tid batteriet brukte på å fullføre en ladesyklus. Den ene store endringen gruppen fant nødvendig å gjøre var å fjerne uteliggere.

Den mest betydelige justeringen gruppen fant nødvendig, var å håndtere uteliggere. Ved gjennomgang av datasettet ble det oppdaget enkelte verdier som avvek markant fra resten av observasjonene enten ved å være unormalt høye eller lave og som derfor ble vurdert som feilaktige eller ikke-representative. Disse ble erstattet med medianverdier for å unngå at de påvirket analysen i vesentlig grad.

6.2 Datavisualisering av forprosjektet

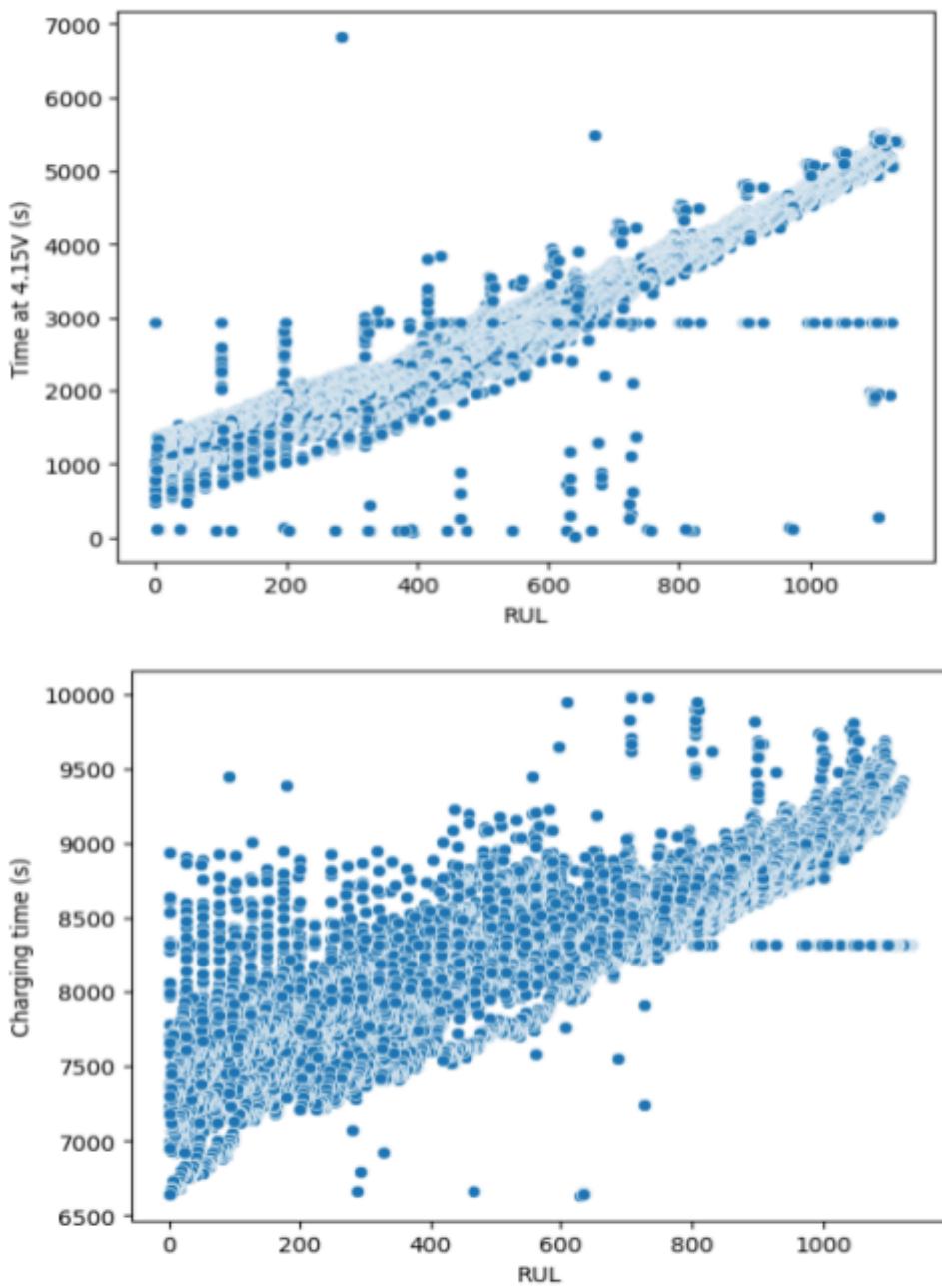
For å undersøke om det fantes tydelige sammenhenger mellom de konstruerte variablene og batterienees gjenværende levetid, ble det laget grafer som visualiserte de ulike kolonnene opp mot RUL.



Figur 12: Forskjell mellom original data og bruk av median.

Som det fremgår av figur 12, var det enkelte uteliggere som avvek så sterkt fra resten av datasettet at det ble vanskelig å identifisere noen tydelig trend. Som beskrevet i avsnitt 6.1, ble disse verdiene erstattet med medianen, noe som bidro til å synliggjøre underliggende mønstre i visualiseringen.

Etter rensing av data fremkom et tydelig mønster. Høyere RUL førte til lengre tid for spenningen å synke fra 3,6 V til 3,4 V under utlading. Figuren viser at batterier med en gjenværende levetid på 1000 sykluser eller mer bruker over 700 sekunder på spenningsendringen, mens batterier med en RUL på rundt 200 sykluser bruker maksimalt 400 sekunder.



Figur 13: Grafer som viser en trend mellom levetid og kolonnene

Figur 13 viser at det finnes klare sammenhenger mellom flere av variablene i datasettet og batteriene gjenværende levetid. I flere tilfeller fremstår forholdet som tilnærmet lineært, noe som tyder på at enkelte variabler endres jevnt med redusert levetid.

Ettersom flere av kolonnene viser tydelige og konsistente trender opp mot RUL, gir dette et solid grunnlag for å utvikle en prediksjonsmodell.

6.3 Modellutvikling av forprosjektet

Etter datavaskingen og visualiseringen ble det valgt å benytte en Feedforward Neural Network for å predikere RUL. Valget av FFNN baserte seg på ønske om å teste om en relativt enkel nevratl nettverksarkitektur kunne fange opp de underliggende mønstrene i datasettet. Uten å være for kompleks i oppsett og trening.

Modellarkitekturen bestod av åtte lag: ett input-lag, seks skjulte lag og ett output-lag. I de skjulte lagene ble ReLU brukt som aktiveringsfunksjon, mens output-laget benyttet en lineær aktiveringsfunksjon for å kunne predikere kontinuerlige verdier. Input til modellen var de åtte kolonnene generert av Vinuales og videre datavasket av gruppen, som beskrevet i avsnitt 6.1. Modellens output var RUL, altså batteriets gjenværende levetid.

For trening av modellen ble dataene delt inn i tre sett: 60% til trening, 20% til validering og 20% til testing. Adam-optimalisatoren ble brukt under trening, med MSE som tapsfunksjon. Treningsprosessen ble gjennomført med en batch-størrelse på 64 over 300 epoker.

6.4 Resultater fra forprosjektet

	MSE	MAE
Treningssett	37.7	4
Valideringsett	60.3	5.4
Testsett	59.5	5.3

Tabell 3: Treningsresultater av forprosjektet

Som vist i tabell 3, oppnådde modellen en MSE på 37.7 og en MAE på 4.0 på treningssettet. Dette innebærer at modellens prediksjoner i gjennomsnitt avviker med omtrent 4 sykluser fra den faktiske RUL-verdien.

For validerings- og testsettene var MSE noe høyere, rundt 60, mens MAE lå på omtrent 5,4. Dette betyr at modellen i gjennomsnitt avviker med ca. 5–6 sykluser fra riktig verdi på ukjent data.

Ved å ta kvadratroten av MSE-verdien for test- og valideringsettet får vi et estimat på den gjennomsnittlige feilmarginen ($\sqrt{60} \approx 7.7$). Gitt at RUL-verdiene i datasettet varierer fra 0 til over 1000, tilsvarer en gjennomsnittlig feil på rundt ± 7.7 sykluser mindre enn en prosent av skalaen.

Faktisk verdi (RUL)	Modell predikert (RUL)
1043	1039
469	469
176	172
940	943
617	614
207	205
32	35
23	24
22	23
484	481

Tabell 4: Tilfeldig utvalgte predikasjoner på testdatasett

For å ytterligere illustrere modellens ytelse på testsettet, ble 10 tilfeldige observasjoner valgt ut. Som vist i tabell 4, ligger modellens prediksjoner svært nær de faktiske RUL-verdiene. Det største avviket i utvalget var på kun fire sykluser. Merk at modellens predikerte RUL-verdier er avrundet til nærmeste heltall for tydelighet i fremstillingen.

6.5 Konklusjon fra forprosjektet

Dette forprosjektet har vist at det er fullt mulig å bruke maskinlæring, til å predikere gjenværende levetid for batterier basert på sensordata. Modellens ytelse viste lav feilmargin og gode prediksjoner på testsettet, noe som indikerer at den var i stand til å fange opp relevante mønstre i datasettet.

Det er likevel viktig å understreke at datasettet som ble brukt i dette eksperimentet er betydelig forskjellig fra det som vil brukes i det faktiske prosjektet. I dette tilfellet var RUL eksplisitt tilgjengelig som målt verdi, og dataene stammet fra kontrollerte laboratorieforhold der batteriene konsekvent ble ladet og utladet i komplette sykluser. Dette skaper et ideelt grunnlag for modelltrenings, men representerer ikke den mer uforutsigbare og ufullstendige bruken av batterier i virkelige applikasjoner.

Videre arbeid må derfor ta høyde for at i operative datasett finnes det ingen direkte måling av batterihelsen eller RUL, og lade-/utladesyklusene vil kunne være ufullstendige eller uregelmessige. En sentral utfordring fremover blir derfor å definere et meningsfullt mål på batteritilstand basert på slike ufullstendige data, og utvikle modeller som kan generalisere til mer komplekse og realistiske bruksscenerier.

7 Indre motstand

Basert på erfaringene fra forprosjektet ble det bekreftet at det er mulig å benytte maskinlæringsmodeller for å predikere batterihelsen, så lenge man har tilgang til et tydelig og stabilt mål som for eksempel RUL. Som et alternativt mål på RUL i det reelle datasettet, benyttes indre motstand. Indre motstand øker naturlig med aldring og slitasje, og regnes derfor som en relevant indikator på batteriets tilstand. I dette kapittelet undersøkes hvordan indre motstand kan brukes som proxy for batterihelse, og hvordan den utvikler seg over tid under faktiske driftsforhold. Dette gir grunnlag for å vurdere om endringer i motstand kan inngå som en sentral komponent i videre modellering og prediksjon.

7.1 Datavasking av indre motstand

For å muliggjøre beregning av den interne motstanden i battericellene, var det nødvendig med omfattende datavask og tilrettelegging. De relevante måleparametrene for analysen inkluderer strøm, cellespenning og tidsstempel for hvert enkelt målepunkt. Ettersom filene hadde hver sine egne tidsstemplar. Krevde det synkronisering av filene og ble gjort med å finne det nærmeste tidsstemplet og slå dem sammen så lenge det ikke var mer enn fire sekunder mellom målingene.

Videre ble det observert at måleverdiene ikke var lagret i sine standard-enheter. Strømverdiene var skalert opp med en faktor på 10, mens cellespenningene var skalert med en faktor på 1000. For å gjøre dataene mer lesbare og egnet for videre analyse, ble verdiene derfor omregnet tilbake til sine originale enheter ved å dividere strømmen med 10 og cellespenningene med 1000.

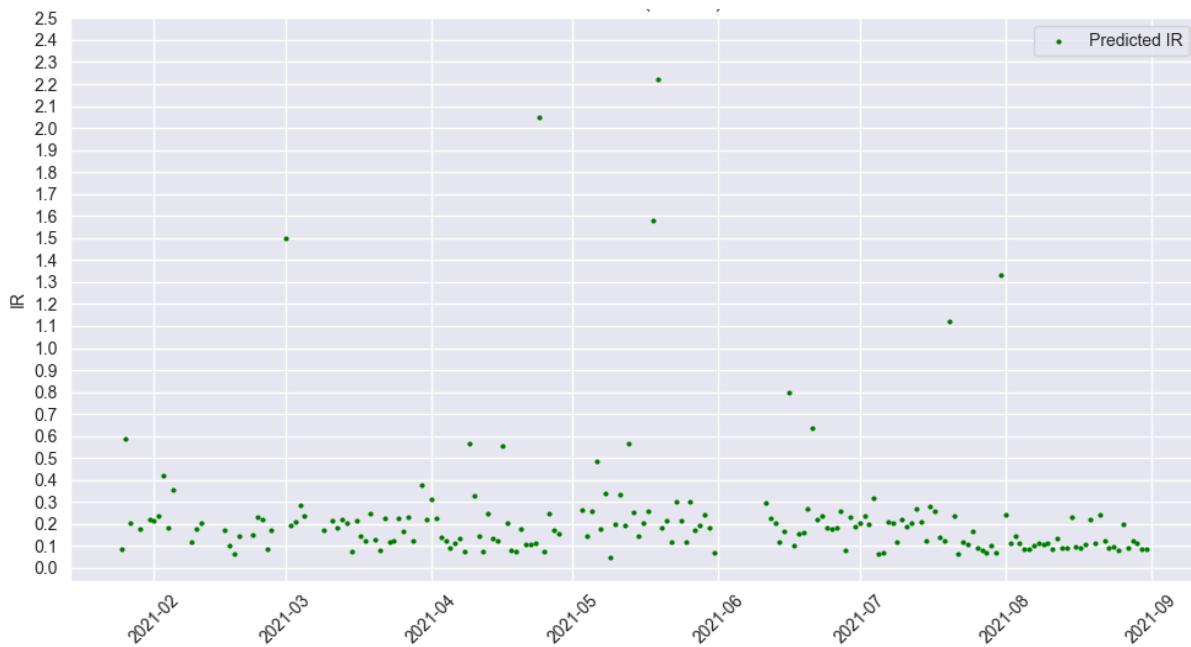
Selve beregningen av den interne motstanden i battericellene baserer seg på å først estimere den åpne kretsspenningen. OCV representerer cellespenningen når batteriet verken lades eller utlades, det vil si i øyeblikket strømmen er tilnærmet null. For å identifisere dette punktet, filtreres datasettet slik at kun målepunkter der strømmen er lik eller nær null under en definert terskelverdi på 0.0001. De tilhørende cellespenningene ved disse tidspunktene blir deretter tatt som utgangspunkt for OCV.

Siden målingene av OCV er begrenset til tidspunkt med null strøm, oppstår det betydelige tidsintervaller mellom disse verdiene. For å kunne sammenligne åpen kretsspenning med spenningsmålinger under belastning, er det nødvendig å interpolere OCV-verdiene slik at man oppnår en kontinuerlig verdirekke over tid. Dette gjøres ved hjelp av tidsbasert interpolasjon, der spenningen estimeres kontinuerlig over tid basert på tidspunktet for hver måling. Dette muliggjør at man for hvert tidspunkt kan sammenligne en belastet cellespenning med en estimert OCV-verdi, og på den måten beregne spenningsfallet.

Spenningsfallet beregnes med å ta den åpne kretsspenningen å substrahere den med den målte spenningen på samme tidspunkt. Når spenningsfallet er funnet kan det til slutt divideres på absolutt verdien av strømmen på samme tidspunkt, noe som gir verdi for indre motstand.

7.2 Datavisualisering av indre motstand

Når datarensingen av den interne motstanden er fullført, vil det være hensiktsmessig å vurdere hvor nøyaktig beregningen er. Ifølge artikkelen *Battery Internal Resistance Chart* (Borges, 2025) viste at den interne motstanden for et 6V lithium batteri var mellom 0.04–0.08 Ω). Dette gir et realistisk mål for hva den interne motstanden kan være i praksis. Når den realistiske referanseverdien for intern motstand var etablert, kunne gruppen sammenligne disse mot de faktiske verdiene som ble funnet gjennom datarensingen.



Figur 14: Visualisering av utregnet indre motstand på en pakke

Som det fremgår av figur 14, ligger den indre motstanden for en enkelt celle vanligvis mellom 0.1 og 0.3 Ω . Årsaken til at gruppens målinger viser en betydelig høyere indre motstand enn det som er oppgitt av Borges. Det er at målingene er gjort på en seriekoblet batteripakke. Som forklart av Skaar (2024): "Ved seriekobling av motstander blir resistansen lik summen av resistansen til de enkelte motstandene." Det innebærer at den totale indre motstanden i pakken tilsvarer summen av motstanden til hver enkelt celle. Siden det totalt er 120 celler i en pakke så blir den gjennomsnittlige indre motstanden for en celle når pakken er 0.3 ($0.3/120 = 0.0025$). Dette er over 10 ganger lavere enn det som er vanlig for et 6 volt batteri.

Selv om den beregnede indre motstanden er lavere enn det som typisk oppgis for et 6-volts litiumbatteri, har gruppen valgt å fortsette arbeidet med modellutvikling. Håpet er at det likevel finnes mønstre og relative endringer i motstanden som kan si noe om batteriets helse. Selv om de absolutte verdiene ikke stemmer overens med kjente spesifikasjoner, kan relative trender over tid fortsatt gi verdifull innsikt.

7.3 Modellutvikling av indre motstand

Modelleringen av indre motstand startet med utviklingen av to enkelte prediksionsmodeller basert på Lineær regresjon og Histgradientboostingregressor-algoritmen. Dette ble gjort for å etablere referansemodeller som senere, mer komplekse modeller kunne sammenlignes med. Videre ble slike enkle modeller benyttet for å få en bedre forståelse av relasjonene mellom inputvariabler og den avhengige variablen.

For disse simplere modellene ble det valgt ut fire pakker fra en ferge. Som inputvariabler ble det benyttet spenningen fra en pakke, strømstyrke, gjennomsnittlig celletepperatur for en pakke ($^{\circ}\text{C}$) og gjennomsnittlig ladetilstand i prosent for alle cellene i en pakke. Den avhengige variablen, altså modellens output, var den utregnede indre motstandene i pakken.

Etter at inputvariablene og den avhengige variablen var valgt, ble modellene laget. Datasettene til modellene, ble delt i 80% treningsdata og 20% testdata gjennom et tilfeldig utvalg. Lineær regresjon ble benyttet uten spesifisert tapsfunksjon. Poisson ble valgt som tapsfunksjon for gradientboosting-modellen.

Ved evaluering av modellene på testsettet ga begge relativt høye R^2 -verdier, noe som indikerer at det finnes en betydelig sammenheng mellom inputvariablene og indre motstand. Dette gir støtte til at det finnes lærbare mønstre i dataene, og danner et godt grunnlag for videre arbeid med mer komplekse modeller som LSTM.

Det første LSTM-laget har 64 noder og returnerer sekvenser slik at neste LSTM-lag kan ta imot en sekvensiell input. Dette følges av en dropout på 20% for å redusere risiko for overtilpasning. Det andre LSTM-laget har 32 noder med en dropout på 20%. Utgangslaget er et fullt tilkoblet lag med en node for regresjonspredikasjon.

Modellen ble trent i 20 epoker, med en batch-størrelse på 64. Som optimizer ble Adam valgt, da denne er kjent for å tilby stabil og effektiv konvergens uten omfattende hyperparametertuning. Som tapsfunksjon ble MSE benyttet. Forbehandling av data ble gjort ved hjelp av MinMaxScaler for å skalere både inputvariabler og målvariabelen mellom intervallet 0 til 1.

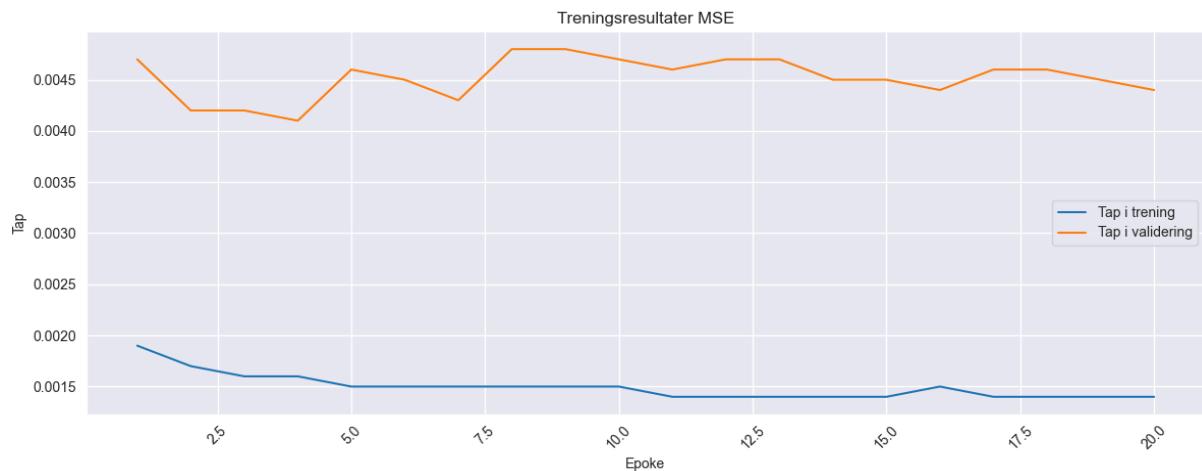
Modellen ble trent med 75% av dataene, mens de resterende 25% ble brukt til validering. Inputvariablene som ble brukt var strøm, spenning, temperatur og ladetilstand. Som målvariabel ble det brukt den tidligere nevnte utregnende indre motstand.

7.4 Evaluering av Indre motstand

For å vurdere hvorvidt modellens prediksjoner for indre motstand var meningsfulle i en fysisk kontekst, ble det gjennomført en analyse av hvordan den predikerte indre motstanden utviklet seg over tid.

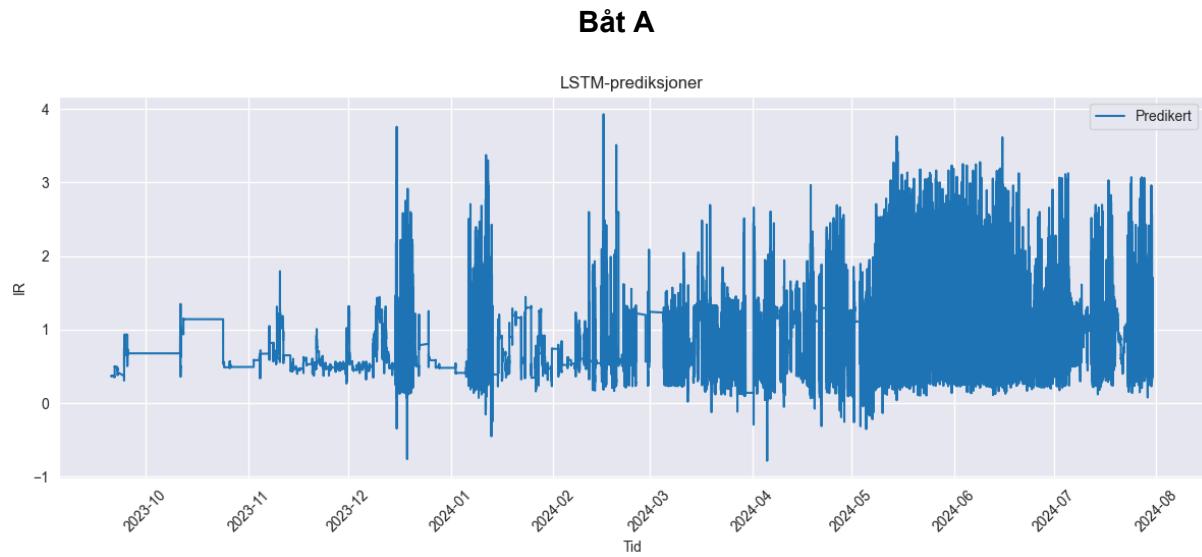
Dermed ble modellens prediksjoner vurdert opp mot denne forventede utviklingen. Spesielt ble det undersøkt om prediksjonene viste en jevn eller tydelig økende trend i takt med tidsforløpet. En slik utvikling ville indikere at modellen klarer å fange opp underliggende degraderingsmekanismer i batteriet.

7.5 Resultat av Indre motstand modell



Figur 15 - Trening og valideringsloss

Figur 15 viser utviklingen i modellens treningsforløp. Den blå kurven representerer tapet på treningsdatasettet, mens den oransje kurven viser tapet på valideringsdatasettet gjennom epokene. Figuren gir et visuelt inntrykk av hvor godt modellen lærer mønstre i treningsdataene, samtidig som den gir indikasjoner på eventuell overtilpasning dersom valideringstapet begynner å øke mens treningstapet fortsetter å synke.



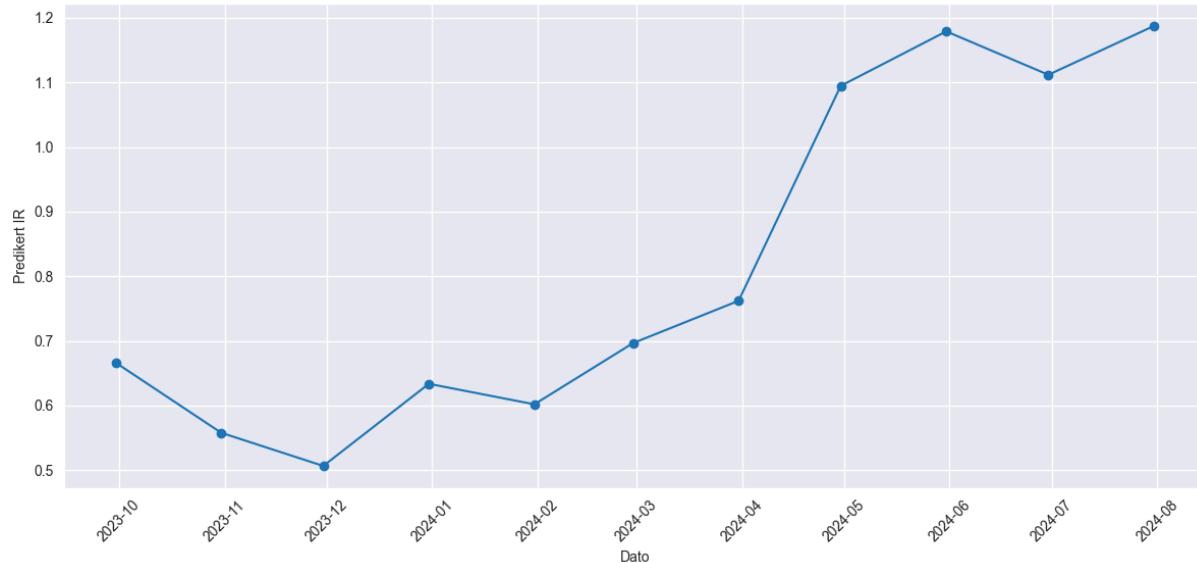
Figur 16: LSTM-modellens predikasjoner på båt A

Figur 16 illustrerer hvordan den endelige LSTM-modellen har estimert den indre motstanden over en periode på omtrent ett år. Som det fremgår av figuren, er det utfordrende å tolke utviklingen direkte, ettersom datasettet består av over 226 000 målepunkter.



Figur 17: Månedlig gjennomsnitt av LSTM predikasjoner for indre motstand på båt A

Figur 17 benytter månedlige gjennomsnitsverdier av båt A for å redusere uteliggere i dataene. Dette oppnås ved å beregne gjennomsnittet av alle prediksjonene innenfor hver enkelt måned. Med å se på kurven fra figuren ser en at det månedlige gjennomsnittet har økt fra 0.6 til 1.1 på åtte måneder.

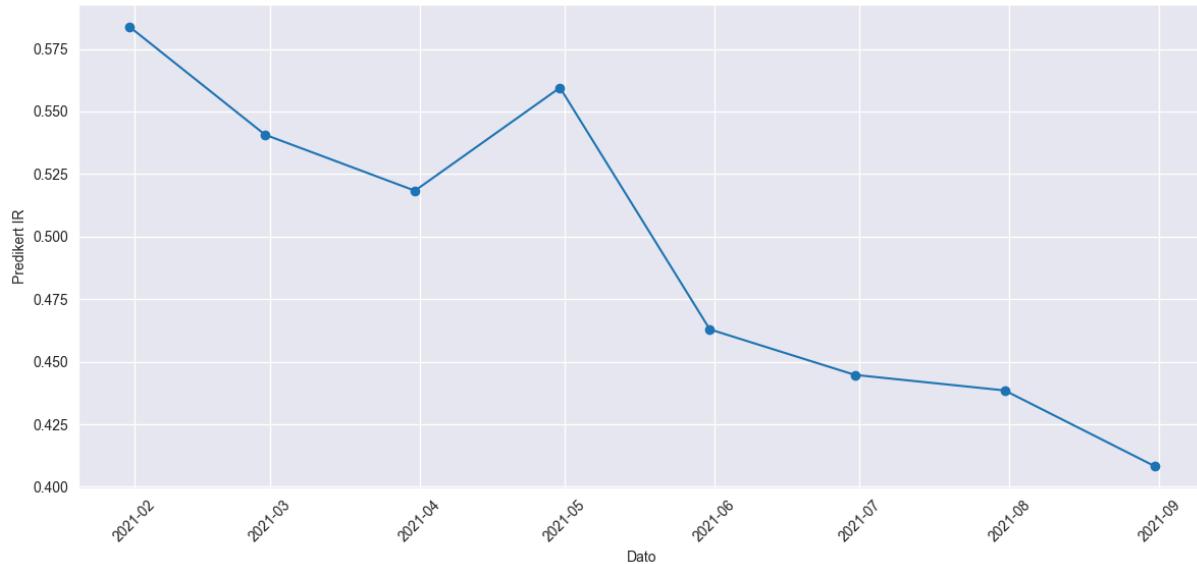


Figur 18: Månedlig median av LSTM-predikasjonene til båt A

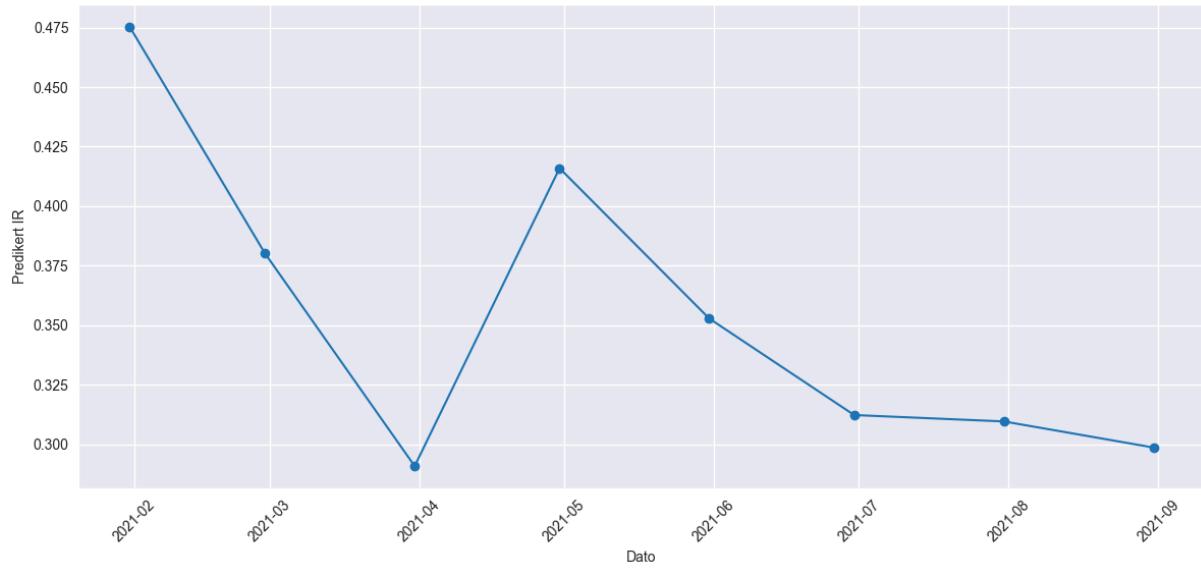
Figur 18 benytter medianverdien av målingene til båt A, gruppert per måned, for å representere den sentrale tendensen i dataene. Her ser en at medianen har hatt en klar økning fra ca 0.7 til 1.2 over åtte måneder.

Båt B

Båt B er, i likhet med båt A, vanskelig å tolke uten å se på gjennomsnitt eller medianverdier. Den har også vært i drift lengre enn båt A, men datagrunnlaget inneholder flere hull.

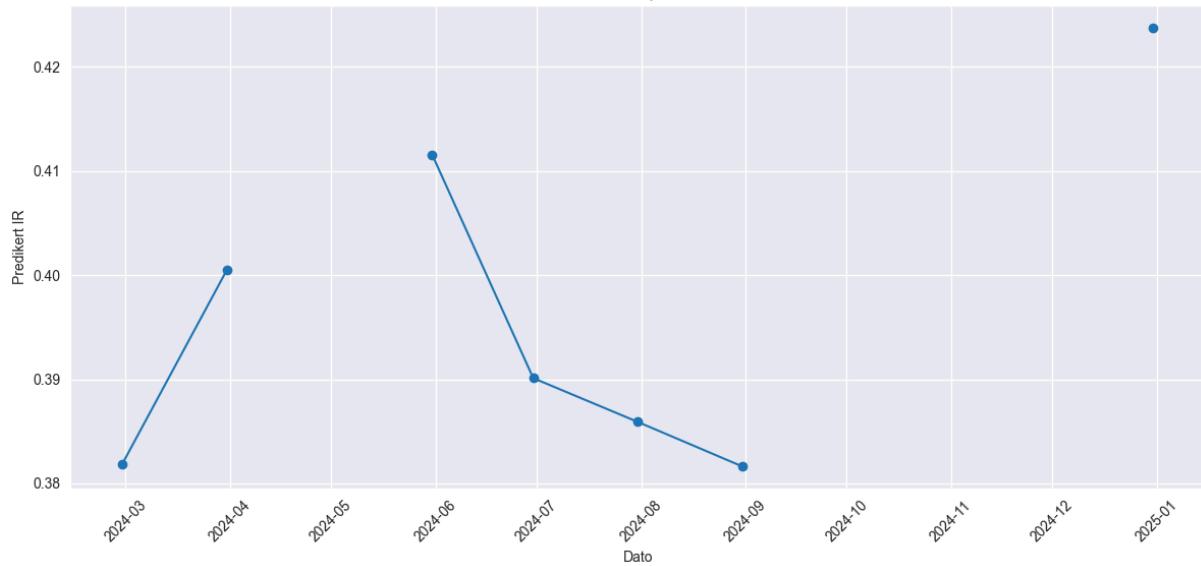


Figur 19: Gjennomsnitt av predikasjoner på båt B i 2021

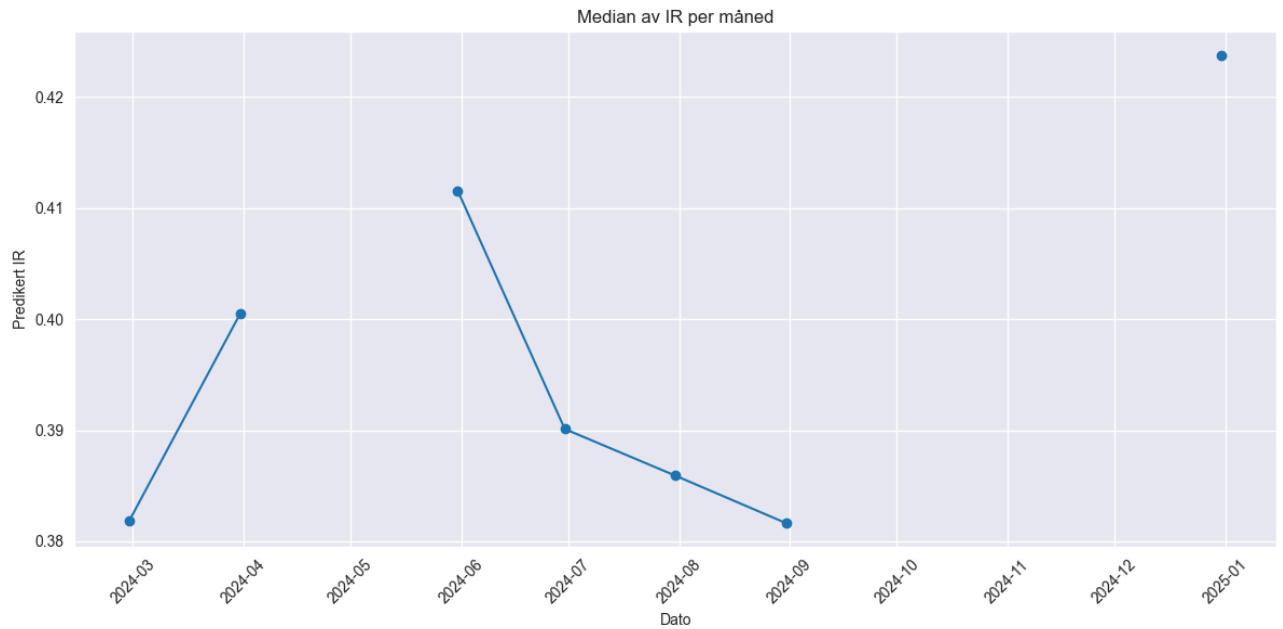


Figur 20: Median av predikasjoner på båt B i 2021

Figur 19 og 20 viser utviklingen i gjennomsnitt og median for modellens prediksjoner for båt B i perioden fra februar 2021 til september 2021. I løpet av disse syv månedene sank gjennomsnittet fra omtrent 0.575 til 0.4, mens medianen gikk ned fra 0.475 til 0.3.



Figur 21: Gjennomsnitt av predikasjoner på båt B i 2024

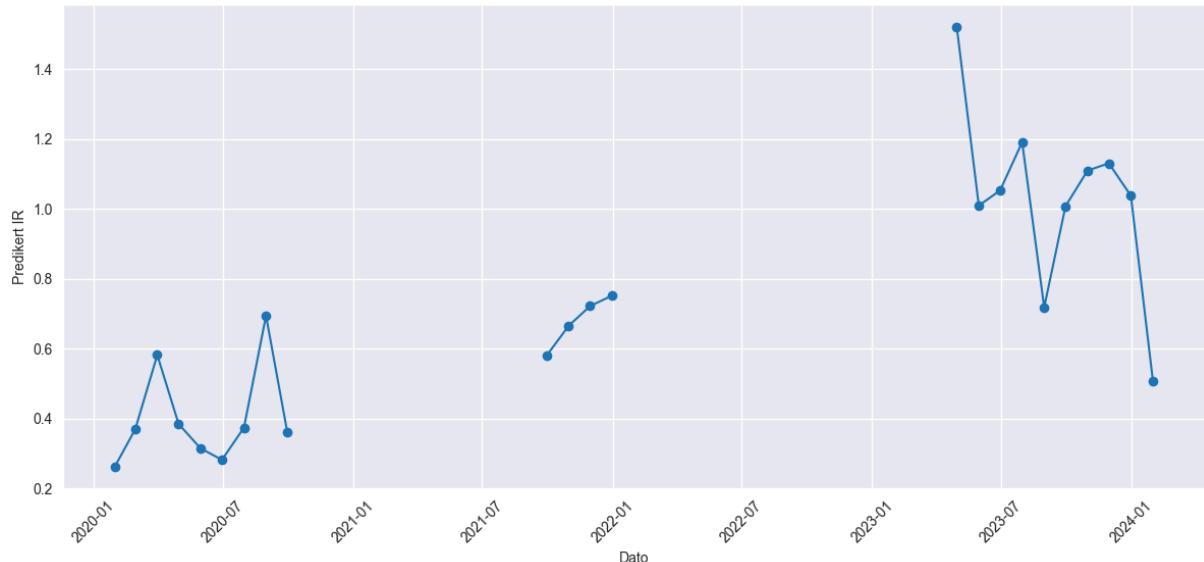


Figur 22: Median av månedlige prediksjoner for båt B 2024

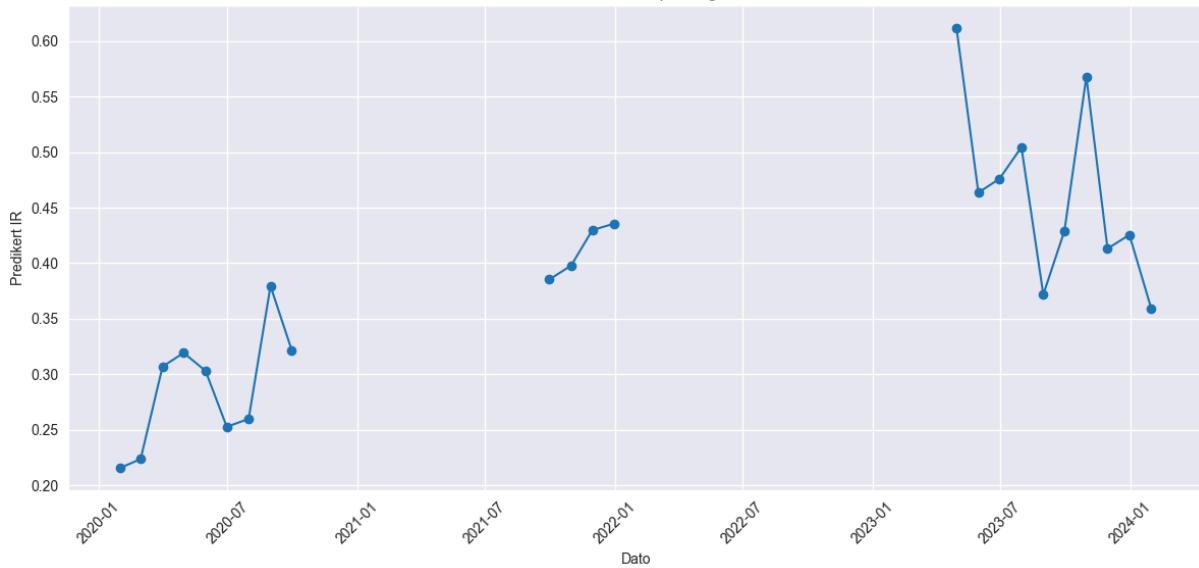
Som en kan se i figur 21 og 22 er de identiske og ligger mellom 0.38 og 0.43 predikert indre motstand i 2024.

Båt C

Gruppen er kjent med at båt C har hatt problemer med batteriene, og det kan derfor være interessant å undersøke om prediksjonene av indre motstand gjenspeiler dette. Det er imidlertid viktig å merke seg at modellen er trent på data fra båt C, noe som kan gi redusert generaliseringsevne.



Figur 23: Månedlig gjennomsnitt av prediksjoner per måned på båt C



Figur 24: Median for predikasjoner av indre motstand per måned på båt C

I figur 23 og 24 vises utviklingen i gjennomsnitt og median for prediksjonene av indre motstand på båt C i perioden 2020 til 2024. Datasettet inneholder dessverre flere betydelige hull, og det har ikke vært mulig å hente inn nødvendige data mellom 2024 og 2025. Gjennomsnittet økte fra omtrent 0.25 til 1.5 i mai 2023, før det sank til cirka 0.50 i 2024. Medianverdien fulgte en lignende trend, og steg fra 0.2 i 2020 til 0.6 i mai 2023, før deretter å falle til omtrent 0.35 i 2024.

7.6 Konklusjon av Indre motstand

Analysen av modellens prediksjoner viser flere inkonsistenser som setter spørsmålstege ved både modellens nøyaktighet og grunnlaget for treningen. Et særlig tydelig eksempel er båt A, som ikke har kjent batteriproblematikk, men som likevel får predikert en kraftig økning i indre motstand både hurtig og til et nivå som i perioder overstiger båt C, som faktisk har dokumenterte problemer. Dette indikerer at modellen i enkelte tilfeller kan feilfolke helsetilstanden til batteriene og overestimere degradering.

Videre viser båt B en svak nedgang i predikert indre motstand over en fireårsperiode, noe som ikke er i tråd med forventet aldring, og som kan peke på ytterligere modellfeil eller måleusikkerhet. Slike resultater tyder på at modellen ikke klarer å fange et konsistent aldringsmønster på tvers av ulike datasett.

En sentral utfordring synes å være knyttet til beregningen av indre motstand basert på OCV. I praksis blir OCV-verdier benyttet så snart strømmen er tilnærmet null, men dette skjer ofte under ustabile forhold, for eksempel ved overgang mellom lading og utlading hvor spenningen ennå ikke har stabilisert seg. Dette kan føre til at beregnet OCV, og dermed også estimert indre motstand, blir misvisende.

I tillegg er formelen for å regne indre motstand svært sensitiv for lave strømverdier. Selv små avvik, for eksempel en strøm på 0.01A versus 0.001A, kan føre til forskjeller i estimerte motstandsverdier på en faktor 10 eller 100, noe som gir svært ustabile treningsdata og prediksjoner.

Samlet sett tyder funnene på at både datagrunnlaget og metodevalget for estimering av indre motstand bør revurderes. For å øke robustheten og nøyaktigheten i fremtidige modeller anbefales det å benytte alternative målemetoder som å benytte faktiske målinger på indre motstand.

8 Volt/SOC-Kurve

Basert på funnene i kapittelet om indre motstand er det tydelig at både målemetoden og datakvaliteten representerer betydelige utfordringer for nøyaktig prediksjon av batterihelse. For å undersøke alternative tilnærninger, rettes oppmerksomheten nå mot volt/SOC-kurver. I det følgende kapittelet beskrives hvordan slike kurver kan konstrueres ved hjelp av aggregerte og bearbeide data.

8.1 Datavasking for Volt/SOC Kurve

For å kunne sette opp en volt/SOC-kurve er det avgjørende å hente ut relevante målinger fra datagrunnlaget. Det første steget i prosessen er å hente ut spenning og ladetilstand fra de tilgjengelige filene. Datasettene inneholder målinger for hvert sekund, fordelt på flere moduler, hvor hver modul består av 12 celler.

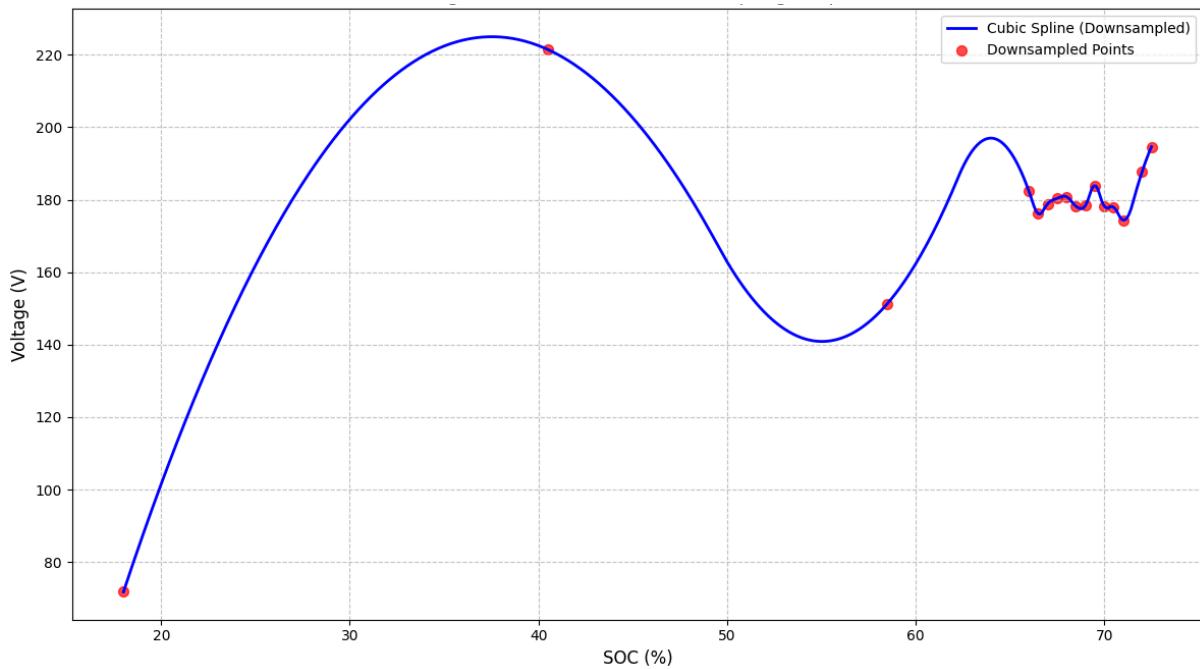
Dataene må bearbeides for å bli enklere å tolke og visualisere. I tillegg reduserer dette belastningen på datamaskinens minne og prosessorkapasitet. Derfor er det nødvendig å gjennomføre både datavask og aggregering. Første trinn i denne prosessen innebærer å gruppere målingene fra de 12 cellene i hver modul ved å beregne gjennomsnittet av spenning og SOC per sekund. Deretter aggregeres med gjennomsnitt, verdiene fra alle de 20 modulene slik at det kun foreligger en samlet spenning- og SOC-verdi per sekund.

I den innledende databehandlingen ble de samlede verdiene videre gruppert per time, ved å beregne gjennomsnittet av volt og SOC for hver time. Dette gjorde det enklere å visualisere utviklingen over tid. I en senere fase ble metoden for aggregering justert. Medianen ble benyttet i stedet for gjennomsnittet, ettersom medianen i større grad reduserer påvirkningen fra eventuelle ekstremverdier.

Når datagrunnlaget er tilstrekkelig vasket og aggregert, er det mulig å konstruere en Volt/SOC-kurve basert på det bearbeide datasettet.

8.2 Datavisualisering av Volt/SOC kurve

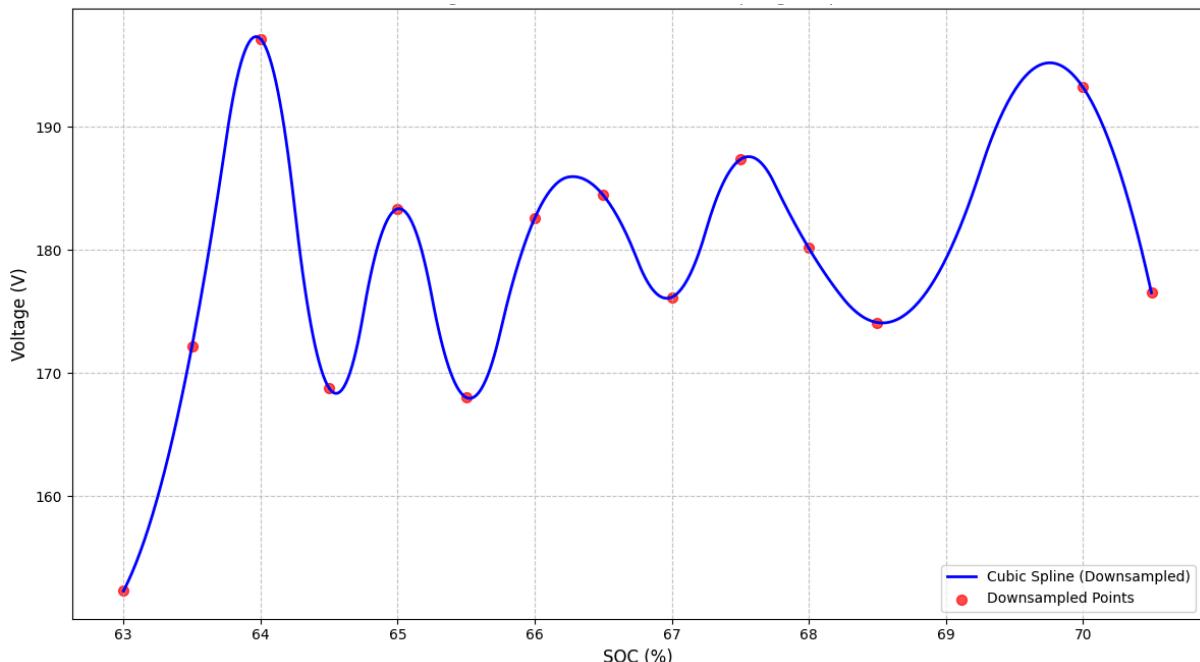
Etter at dataene for volt/SOC-kurven er renset, kan SOH estimeres basert på disse kurvene. Estimeringen av SOH ble gjennomført ved å bruke den første uken som grunnlinje, og alle de påfølgende ukene ble sammenlignet med denne baseline. Tidsrammen ble satt til en uke for å sikre at volt/SOC-kurven hadde tilstrekkelig med datapunkter til å danne en pålitelig kurve. Disse datapunktene kommer fra båt B.



Figur 25: Volt/SOC Kurve med gjennomsnitt. Egen visualisering av bearbeidet data fra Fjord1

Figur 25 viser hvordan spenningen varierer ved ulike ladetilstander. For dette batteriet ble det i den første uken registrert datapunkter innenfor området 20–80 prosent SOC. Dette gir et godt grunnlag for videre analyse, ettersom denne uken kan benyttes som referanse. Alle påfølgende uker sammenlignes deretter med denne grunnlinjen for å vurdere eventuelle endringer i batteriets ytelse over tid.

For å gjøre grafen mer oversiktig, er datamengden redusert gjennom downampling. I tillegg er det benyttet cubic spline-interpolasjon for å gi en jevnere fremstilling av spenningens utvikling ved forskjellige ladetilstander.



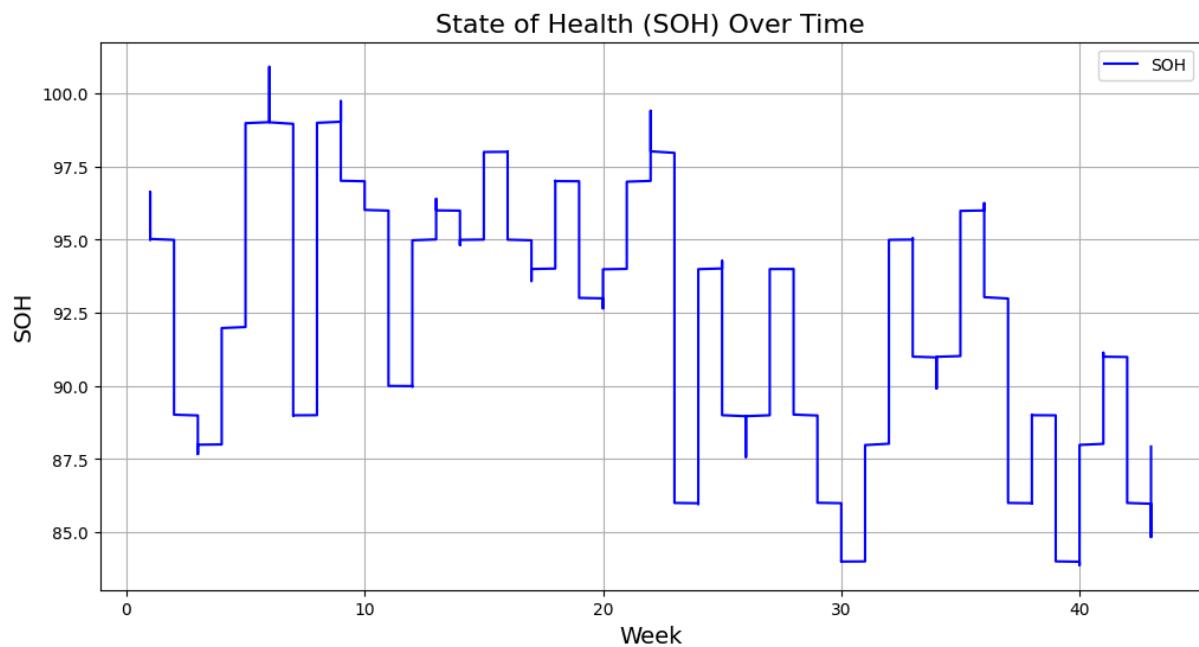
Figur 26: Volt/SOC kurve fra en senere tid. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.

Figur 26 viser en volt/SOC-kurve fra et senere tidspunkt for det samme batteriet. I dette tilfellet finnes datapunktene innenfor området 63–71% SOC. For å estimere nåværende kapasitet, ble datapunktene fra dette intervallet sammenlignet med tilsvarende ladetilstander fra grunnlinjen i figur 25. Ved å analysere spenningens avvik fra referansekurven, kan vi beregne kapasitetstapet som har skjedd over tid. Beregningen gjøres ved hjelp av følgende formel:

$$\text{Nåværende kapasitet} = \text{Nominal kapasitet} * \frac{\text{Volt}_{\text{Målt}}}{\text{Volt}_{\text{Ref}}}$$

Her representerer *nominal kapasitet* batteriets opprinnelige kapasitet. $\text{Volt}_{\text{målt}}$ er den målte spenningen for en spesifikk SOC-verdi i den senere perioden, mens Volt_{Ref} er referansespenningen fra grunnlinjen ved samme SOC. For at beregningen skal være gyldig, må begge spenningene være målt ved identisk SOC. Avvik i ladetilstand vil føre til feilaktige estimater. Basert på denne metoden kan vi estimere batteriets nåværende kapasitet, som deretter brukes til å beregne SOH.

Ved å benytte formelen for SOH, som beskrevet i kapittel 3.1.2, kan den estimerte kapasiteten fra volt/SOC-kurven benyttes som referanse for nåværende kapasitet. På denne måten kan SOH estimeres for hver uke fergen har vært i drift. Nedenfor vises en visualisering av SOH-utviklingen for en ferge på nesten ett års drift.



Figur 27: SOH over tid med bruk av median. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.

Basert på visualiseringen kan vi observere batteriets ytelse over tid, og dette gir et grunnlag for å utvikle en modell som bruker denne informasjonen til å forutsi SOH-utviklingen fremover.

8.3 Modellutvikling av volt/SOC kurve

Modellen som ble valgt for utviklingen av volt/SOC-kurven er Long Short-Term Memory. LSTM ble valgt på grunn av modellens evne til å lagre og utnytte langtidsavhengigheter i sekvensielle data, noe som er spesielt fordelaktig i vår kontekst.

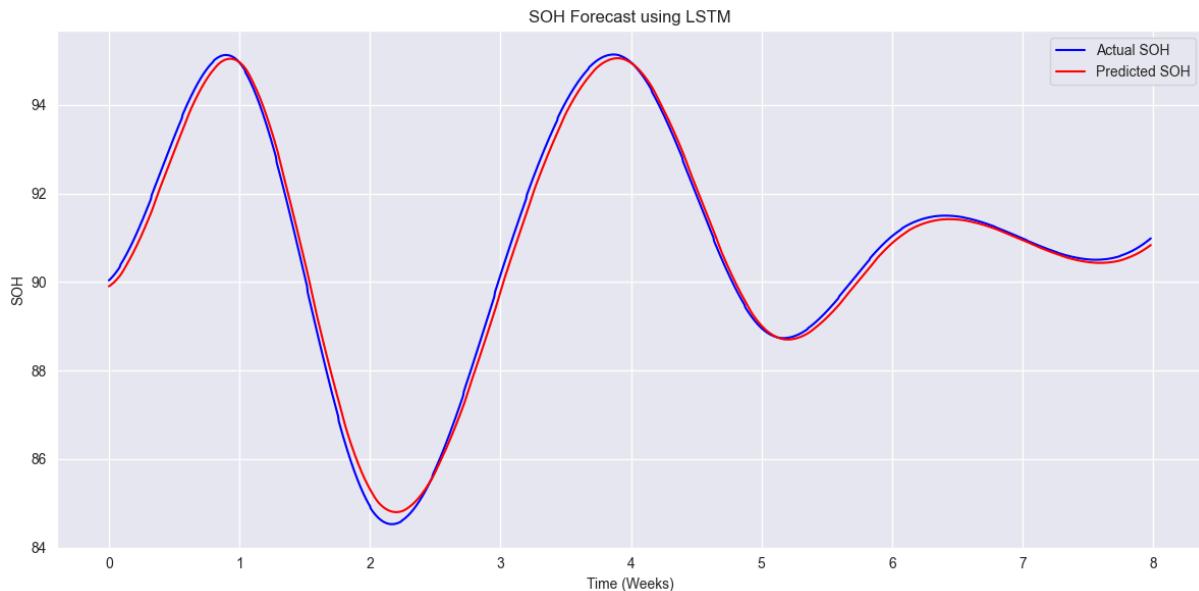
Det rensede SOH-datasettet, som er tilrettelagt for denne modellen, består av ukentlige målinger over en periode på opptil ett år med SOH. Dette gir en tydelig tidsserie, hvor LSTM-modellens styrke i å håndtere sekvensielle og temporale mønstre kommer til sin rett. I tillegg til å håndtere tidsseriedata på en naturlig måte, er LSTM også godt egnet til å lære seg ikke-lineære degradasjonsmønstre. Noe som er tydelig i figur 26, hvor SOH viser en ikke-lineær utvikling over tid.

På grunn av begrenset tilgang til data fra Corvus sine databaser, ble kun ett datasett benyttet for modelltrenings. Gruppen hadde som mål å benytte flere datasett dersom dette hadde vært mulig. Før datasettet ble delt i trenings- og testsett, ble det normalisert mellom 0 og 1 ved skalering, og den brukte skalaren ble lagret for å kunne anvendes ved prediksjon senere i prosessen.

Datasettet ble deretter konvertert til sekvenser med en time step på 10, som ble brukt som input til LSTM-modellen. Videre ble dataene delt i henholdsvis 80 prosent treningsdata og 20 prosent testdata.

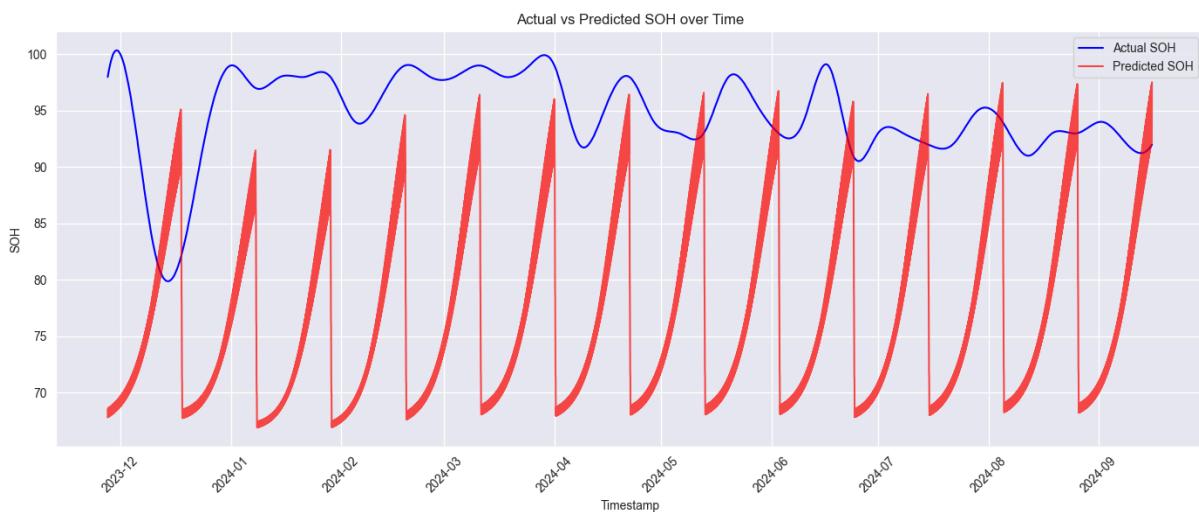
Selve modellen ble konstruert med to LSTM-lag, hvert med 50 noder, og deretter kompilert. Som optimaliseringsalgoritme ble Adam benyttet, grunnet dens evne til å gi stabil og effektiv konvergens uten omfattende hyperparametertuning. Som tapsfunksjon ble MSE brukt. Modellen ble trent over 10 epoker, med en batch-størrelse på 32.

8.4 Resultat av LSTM-modell



Figur 28: Resultat for kjent data. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.

Figur 28 viser sammenligningen mellom den predikerte SOH fra LSTM-modellen (rød linje) og den faktiske SOH (blå linje) over en periode på åtte uker. Dette er data som er tatt fra båt B. Den predikerte kurven følger tett den faktiske utviklingen, og det er liten avstand mellom de to linjene gjennom hele tidsserien. Modellen viser særlig godt samsvar i både topp- og bunnpunkter, noe som indikerer at den klarer å fange opp både de langsomme og raske endringene i SOH. Den gjennomsnittlige feilen, målt ved MSE, var 0.04, noe som indikerer høy prediksjonspresisjon på dette datasettet. Det neste steget vil være å se på hvordan modellen predikrer ukjente data.



Figur 28: Resultat for kjente data. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.

I figur 29 vises resultatet når modellen brukes på tidligere ukjente data. Den predikerte SOH-kurven (rød linje) avviker markant fra den faktiske utviklingen (blå linje). Den predikerte kurven viser et gjentakende mønster som ikke stemmer overens med den observerte tilstanden til batteriet over tid. Dette antyder at modellen i stor grad forsøker å reproduksere sekvenser den har sett i treningsfasen, fremfor å tilpasse seg ny input.

8.5 Diskusjon av volt/SOC

Ved vurdering av Volt/SOC-modellen med bruk av LSTM, viste modellen svært gode resultater på kjente data, som illustrert i figur 28. Dette indikerer at LSTM-arkitekturen eigner seg godt til å predikere batterihelsen når inngangsdataene ligner treningsdataene. En slik evne til å fange opp sekvensielle mønstre og trender over tid er essensiell for prediktiv modellering av batterisystemer.

For å forstå begrensningene i modellens ytelse, må vi også se nærmere på hvordan den presterer på ukjente data. Som vist i figur 29, generaliserer modellen dårlig og gjentar kjente mønstre fra treningsdata, i stedet for å tilpasse seg nye inngangsverdier. Dette kan sannsynligvis skyldes overtilpasning. Modellen er trenet utelukkende på data fra en enkelt båt (båt B), og mangler dermed den nødvendige variasjonen i treningsdata for å lære generaliserbare mønstre.

Et av de største problemene gruppen støttet på under prosjektet var begrenset datatilgang. Som beskrevet i delkapittel 5.1.1, var det en stor utfordring å hente ned Parquet-filer fra Corvus Energy sine databaser ved hjelp av Postman. Nedlastingsprosessen var tidkrevende og manuell, noe som hemmet datainnsamlingen betydelig. Dette understreker behovet for et automatisert skript for nedlasting og håndtering av data, et verktøy som ville vært avgjørende for å sikre en mer effektiv og skalerbar arbeidsflyt.

På grunn av begrenset datatilgang hadde gruppen kun kapasitet til å arbeide med nærmere to år med data fra båt B. Denne båten hadde tilgjengelig prosessert data for to separate perioder: desember 2020 til oktober 2021, og april 2023 til august 2024. Dette var det som var tilgjengelig for volt/SOC prosjektet. For å kunne konstruere en volt/SOC-kurve ble det satt en tidsramme på en uke. Dette var nødvendig fordi kurven krever minst en uke med kontinuerlige målinger for å generere tilstrekkelig antall datapunkter. Som beskrevet i datavasking resulterte dette i et datagrunnlag som tilsvarer nesten ett år med renset og brukbar informasjon.

Ett år med renset data er en god start, men for å kunne utvikle en maskinlæringsmodell som fungerer pålitelig, kreves betydelig mer data for å trenne modellen grundig. Dette er en av hovedårsakene til at LSTM-modellen for volt/SOC-kurven viser tegn på overtilpasning. Modellen er kun trent på ett enkelt datasett, noe som gjør at den predikrer svært godt på kjente data, som vist i figur 28. Derimot, når modellen blir utsatt for ukjente data, gir den feilaktige prediksjonene, illustrert i figur 29. Tilgang til, og prosessering av data fra flere båter ville ha vært svært nyttig. For dette ville muliggjort trening på et bredere spekter av datasett og dermed forbedret modellens generaliseringsevne.

En annen mulig årsak til utfordringene med dataene er selve målingene fra batteriene i fergene. Siden batteriene opererer i et reelt driftsmiljø, kan omgivelsene de befinner seg i ha betydelig påvirkning på batteriets ytelse. Eksterne faktorer som værforhold og bølger kan påvirke både båten og energiforbruket. Slike forhold kan medføre variasjoner i strømforbruket, som igjen påvirker batterimålingene og kvaliteten på dataene vi analyserer.

Dette gjør tolkningen av batterimålingene utfordrende, siden dataene kan være påvirket av eksterne forhold. Det antas at slike påvirkninger kan forklare de store variasjonene i de målte dataene. Når vi ser på figur 27, observerer vi at tilstanden til batteriets SOH varierer betydelig fra uke til uke. Batteriets kapasitet vil naturlig svekkes over tid, noe som også vil føre til en gradvis reduksjon i spenningen. Som følge av dette forventes en lineær nedadgående trend i estimert kapasitet over tid. Figur 28 viser imidlertid at dette ikke er tilfelle. SOH-verdiene både øker og synker over tid, og i enkelte tilfeller overstiger de 100 %, noe som ikke er fysisk mulig.

Dette indikerer at batterimålingene inneholder betydelige svingninger, noe vi antar skyldes at batteriene opererer i et uregulert og ikke kontrollert miljø. Dette innebærer at dataene som mates inn i LSTM-modellen ikke er fullstendig pålitelige, da de baserer seg på estimerte kalkulasjoner. Derfor blir det utfordrende å vurdere om modellen som trenes på slike data, kan gi nøyaktige prediksjonene. Slik situasjonen er i dag, utgjør treningen av en LSTM-modell på volt/SOC-kurver ikke en tilstrekkelig løsning. Ytterligere arbeid og forbedringer er nødvendig for at dette skal kunne bli en levedyktig metode.

8.6 Konklusjon av volt/SOC

Selv om løsningen som ble benyttet i dette prosjektet ikke var tilstrekkelig for å oppnå de opprinnelige målene, viser arbeidet at metoden likevel har potensial til å brukes for å overvåke batterienees tilstand. Som nevnt i den foregående diskusjonen kreves det imidlertid videre arbeid før denne løsningen kan tas i bruk i praksis.

For at denne løsningen skal kunne brukes, er det avgjørende å forstå hva som kreves for å forbedre volt/SOC-kurven. Som beskrevet tidligere i rapporten, mistenkes det at rådataene preges av store svingninger i batteriet. En mulig tilnærming for å håndtere dette, ville vært å ta båten ut av drift for en dag, slik at en kan gjennomføre en kontrollert test. Ved å lade batteriet fullt opp (100%), deretter tømme det helt ut (0%) og lade det opp igjen til 100%, kan man oppnå mer stabile og konsistente målinger. Slike data vil gi et mer pålitelig grunnlag for å konstruere en nøyaktig volt/SOC-kurve.

Hvor ofte en slik kontrollert test gjennomføres, vil avhenge av Fjord1s prioriteringer og kapasitet. Det kan være en gang i måneden, hvert kvartal eller årlig. Det viktigste er at man får tilgang til noen få dager med kontrollerte og stabile målinger. Selv om disse dagene er spredt utover flere år, kan de danne grunnlaget for å interpolere mellom periodene med stabile data. Dette vil bidra til å redusere effekten av de store svingningene som observeres i rådataene, og gjøre det mulig å identifisere en tydelig nedadgående trend i både batterikapasitet og SOH.

Et annet sentralt problem var at store deler av dataene i Parquet-filene måtte ekskluderes på grunn av manglende relevans for prosjektets formål. Selv om datamengden var betydelig, var det kun et begrenset sett med målinger som faktisk var anvendbare. Som beskrevet i kapittel 5, var det til slutt fem datatyper som ble vurdert som nyttige. For denne løsningen ble det imidlertid kun benyttet to: spenningen i hver celle og ladetilstanden for hver celle. Disse ble ansett som de mest relevante for å kunne konstruere en volt/SOC-kurve og trenne LSTM-modellen.

På bakgrunn av dette, og det som tidligere er diskutert i rapporten, vil det være behov for ytterligere arbeid og forbedringer før volt/SOC-kurven kan anses som en praktisk og pålitelig løsning for prediksjon av batterihelsen.

9 Heatmaps

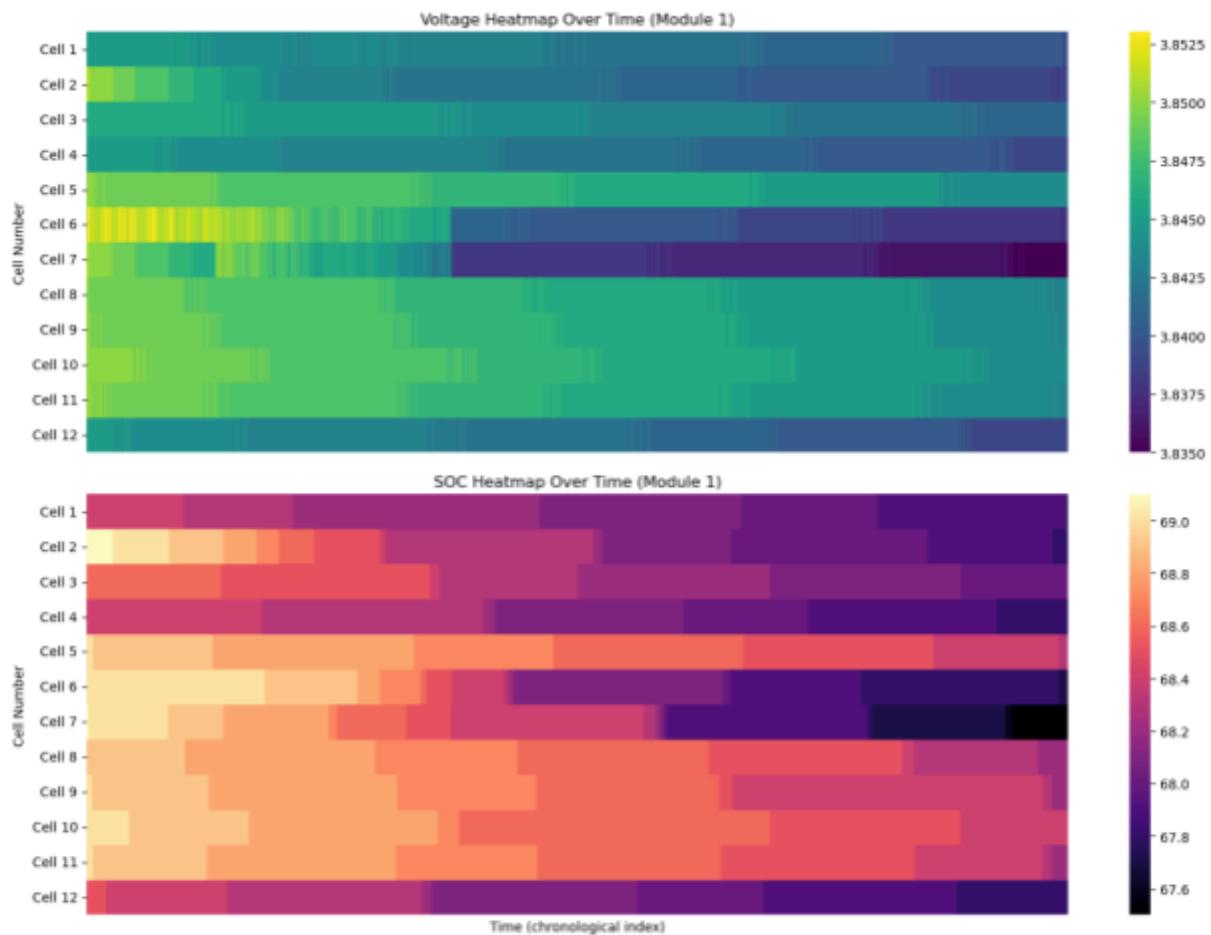
Etter å ha undersøkt volt/SOC-metoden og dens begrensninger, rettes fokuset nå mot en alternativ tilnærming: bruk av heatmaps. Der volt/SOC baserte seg på spesifikke variabler, gir heatmaps et mer helhetlig og visuelt bilde av data over tid. Kapittelet som følger tar for seg hvordan slike visualiseringer kan benyttes for å avdekke mønstre i store og ustrukturerte datasett.

9.1 Datavasking for Heatmaps

Heatmaps er et effektivt verktøy for å visualisere store og komplekse datasett, særlig når det er ønskelig å identifisere mønstre eller variasjoner over tid. I dette prosjektet arbeider vi med høyfrekvente måledata fra batterier i operasjonell drift, noe som gjør datasettet både omfattende og uoversiktlig. Med målinger registrert hvert sekund over flere år, blir datamengden betydelig, og det er utfordrende å oppnå innsikt uten visuelle hjelpebidrifter. Heatmaps gir en kompakt og intuitiv fremstilling av slike data, men datamengden setter begrensninger for hva som er mulig å håndtere.

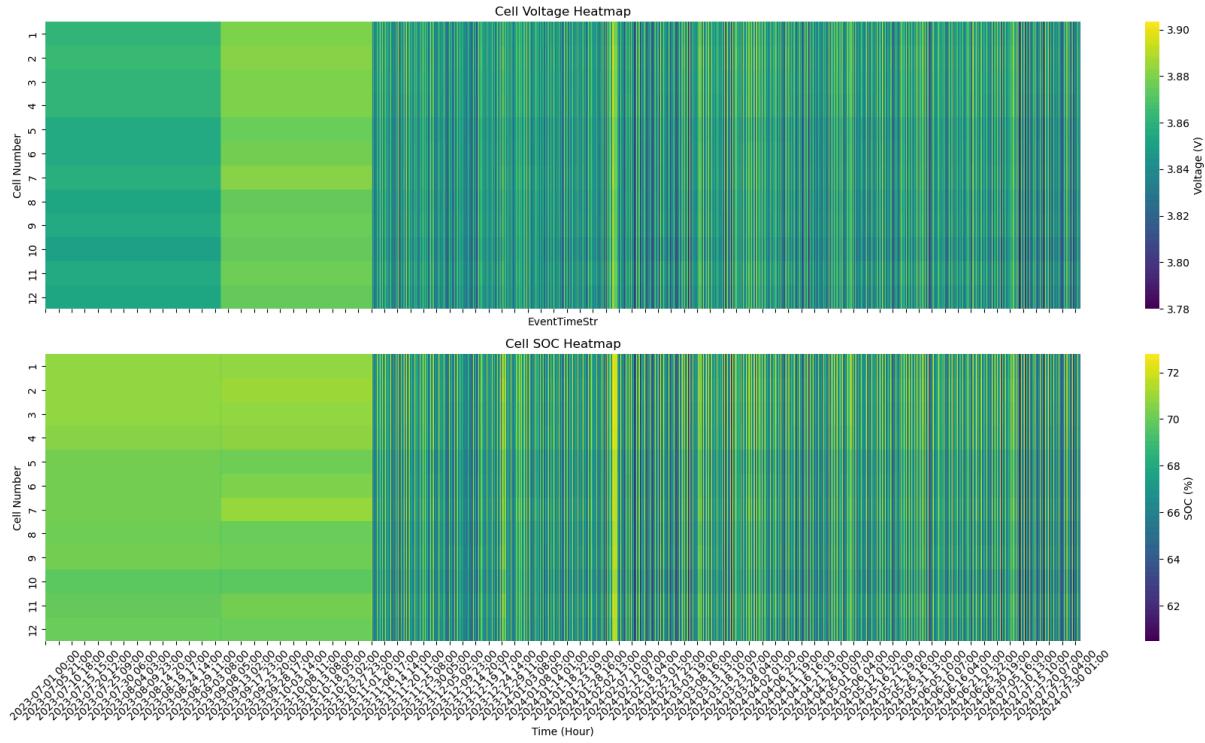
For å gjøre datasettet egnet for heatmap-visualisering, kreves en enkel form for datavasking. I praksis betyr dette at dataene aggregeres per time på gjennomsnitt, noe som reduserer volumet betydelig uten å miste essensiell informasjon. Med timeaggregert data kan man visualisere opptil ett år med målinger uten problemer. Dersom det er behov for å visualisere enda lengre tidsperioder, kan ytterligere aggregering til dagsnivå benyttes. Denne tilnærmingen er tilstrekkelig, ettersom heatmaps i seg selv er godt egnet til å vise trender og variasjoner i store datamengder på en oversiktlig måte.

9.2 Datavisualisering av Heatmaps



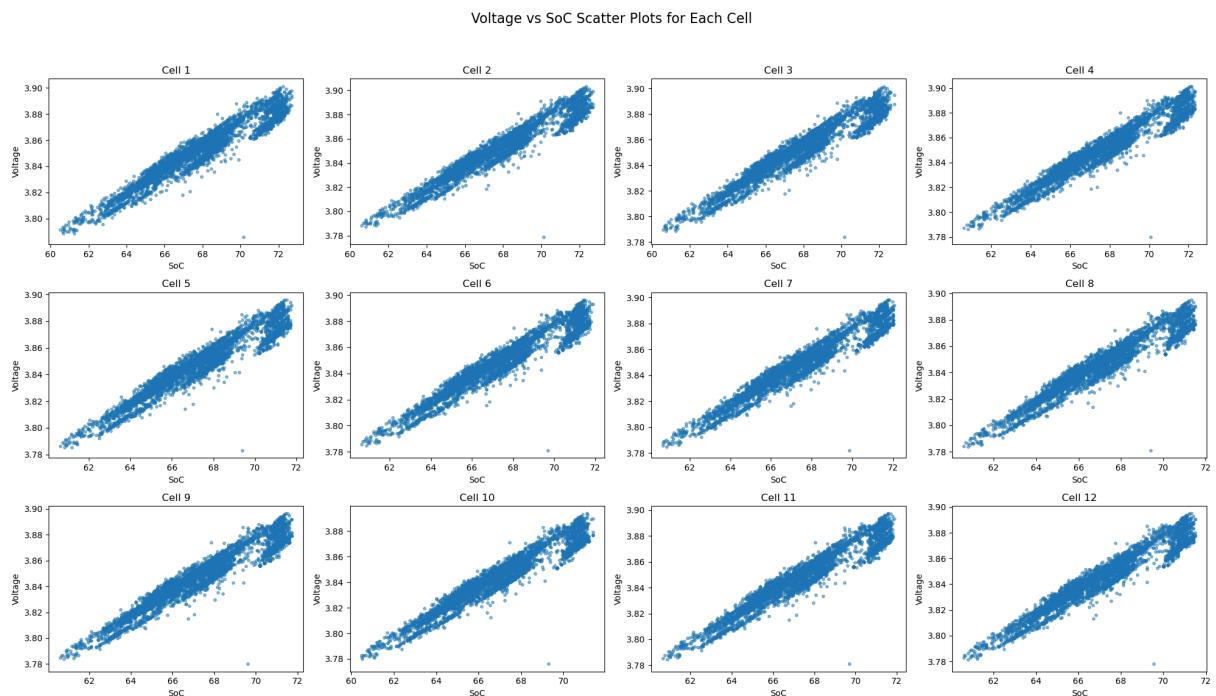
Figur 30: Daglig heatmap. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.

Visualiseringen i figur 30 viser spenningsnivået i forhold til ladetilstand for en modul. Spenningen synker når SOC reduseres og øker igjen når SOC stiger. Dette mønsteret går igjen i alle cellene, med enkelte mindre variasjoner. Generelt ligger spenningsverdiene rundt 3.8V, noe som antyder en jevn ytelse. Figuren illustrerer en klar sammenheng mellom spenning og SOC.



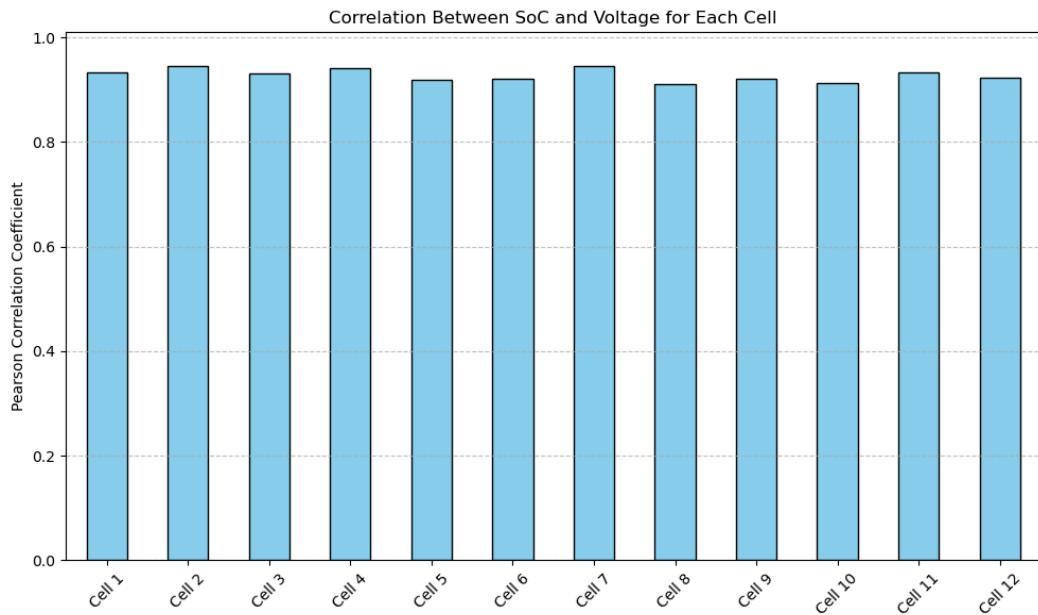
Figur 31: Heatmap på ett år med data. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.

Figur 31 viser et heatmap for samme modul, men med en utvidet tidsperiode, fra en dag til ett år. I starten fremstår visualiseringen relativt stabil med jevne overganger i fargeintensitet. Etter omrent tre måneder endrer fargemønsteret seg raskt og ujevnt, noe som gjør det utfordrende å trekke entydige konklusjoner.

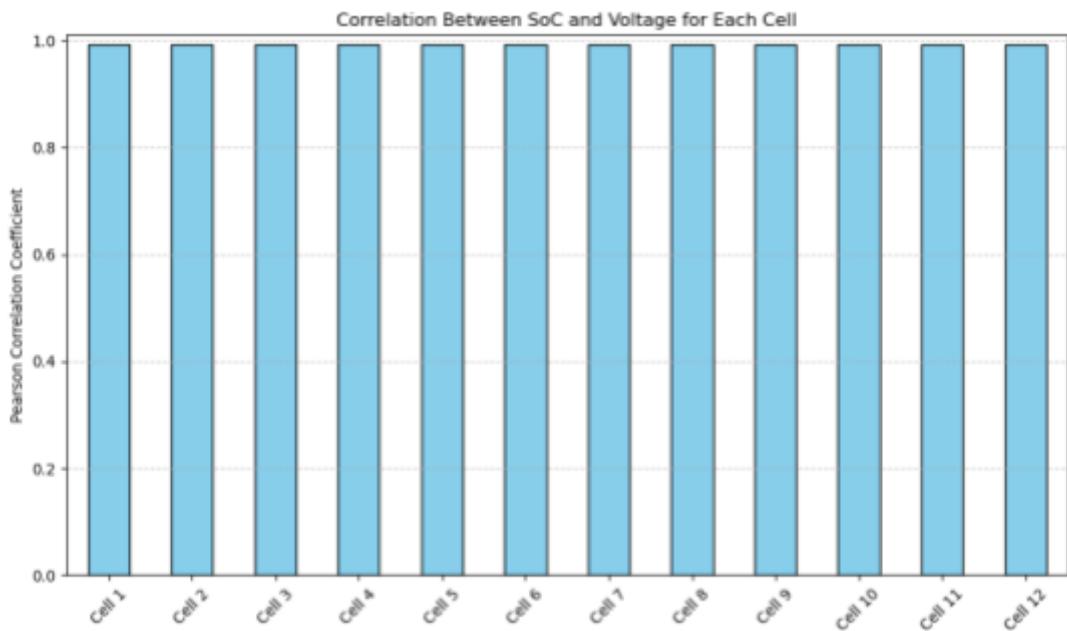


Figur 32: Spredningsplot for volt vs. SOC. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.

For å undersøke sammenhengen mellom spenning og SOC nærmere, ble det generert et spredningsplot (figur 32) for alle de 12 cellene i modulen. Resultatene viste en tydelig lineær trend og nesten identiske mønstre for alle cellene. På bakgrunn av dette ble det gjennomført en numerisk korrelasjonsanalyse.

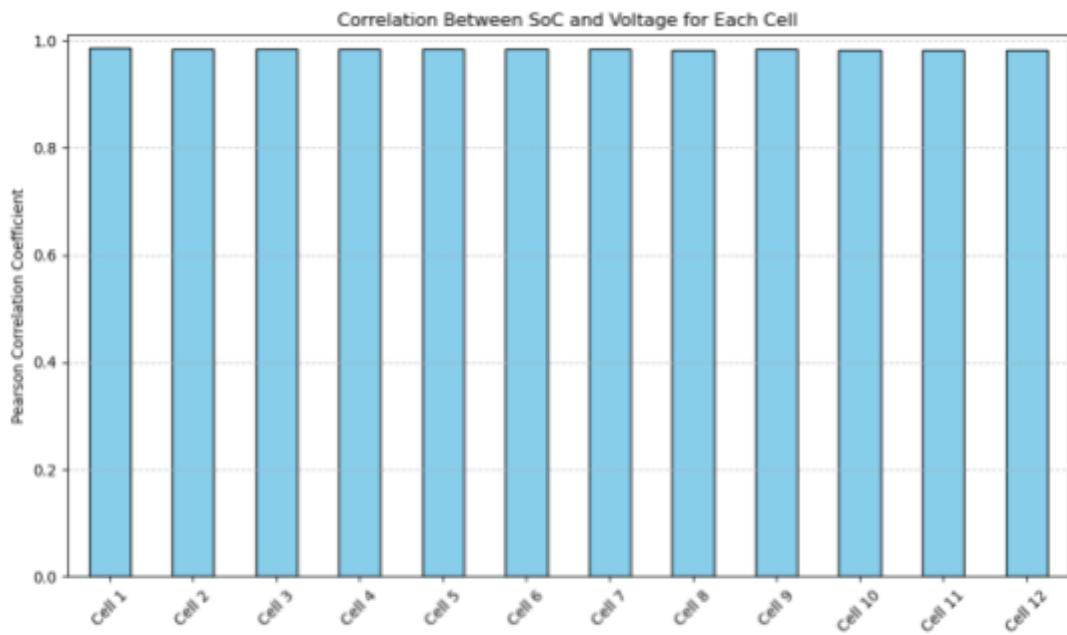


Figur 33: Korrelasjonsanalyse for båt B 2024. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.

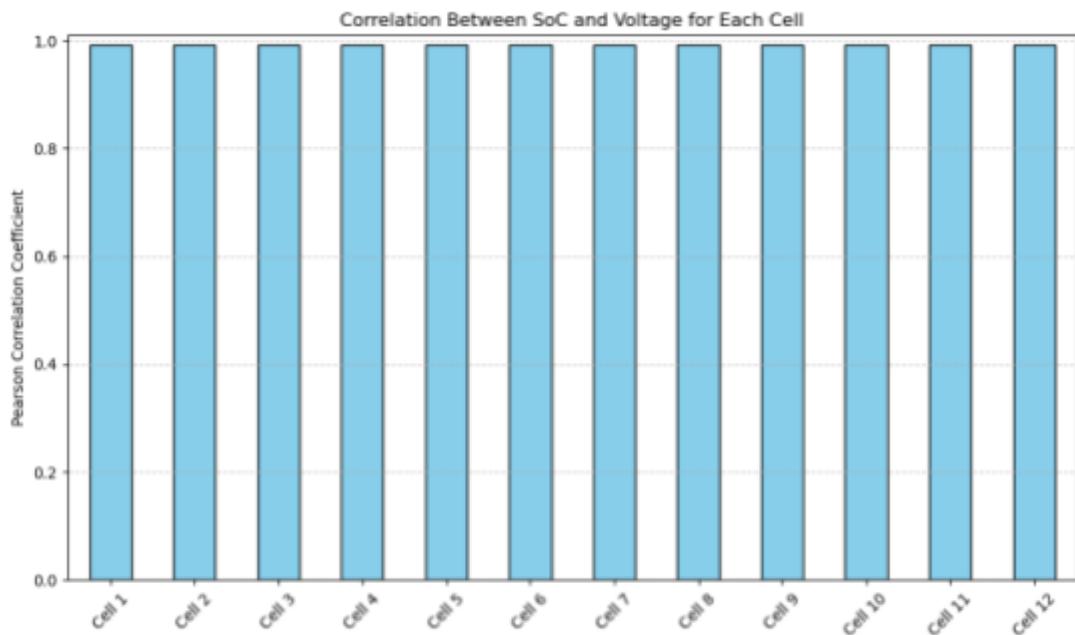


Figur 34: Korrelasjonsanalyse for båt B 2020. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.

Analysen viste høy korrelasjon mellom spenning og SOC, med en gjennomsnittlig korrelasjonskoeffisient på 0.91 for data fra båt B i 2024. En tilsvarende analyse av data fra 2020 (figur 34) viste en enda sterkere korrelasjon, på 0.99.



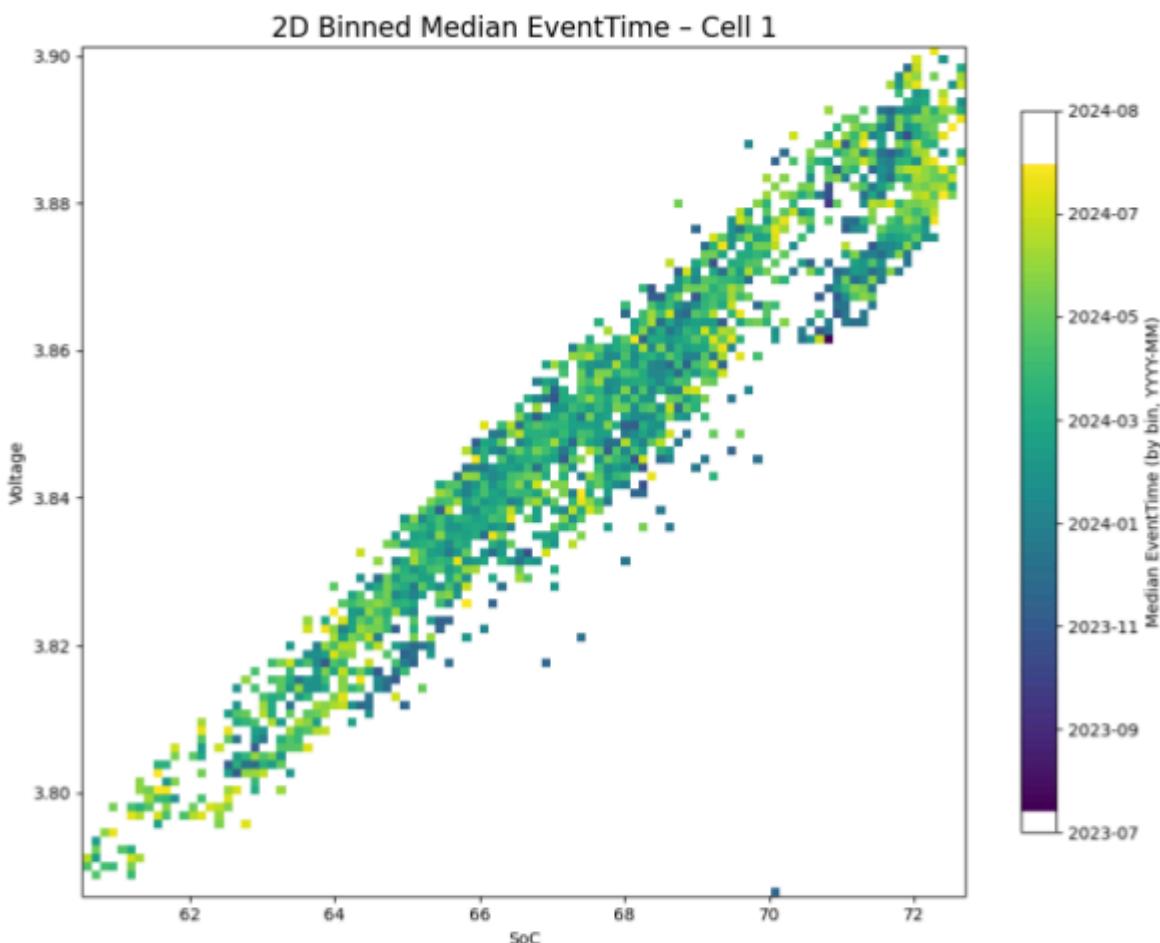
Figur 35: Korrelasjonsanalyse for båt C 2024. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.



Figur 36: Korrelasjonsanalyse for båt C 2020. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.

Ved å se på figur 35 og 36 kan vi se at begge korrelasjonsanalyser ligner på hverandre. Og de har en korrelasjonskoeffisient på 0.999.

Vi gikk derfor tilbake til spredningsplottet (figur 32) for å undersøke om tidspunktet for målingene kunne ha påvirket den lineære trenden. Målet med analysen var å identifisere et gradvis fargeskifte over tid, fra mørke til lysere nyanser, som kunne indikere endringer i batteriets tilstand. Et slikt fargeskifte vil, dersom det sammenfaller med en nedadgående trend i både spenning og SOC, kunne tolkes som et tegn på degradering. Dersom dette mønsteret bekreftes, kan visualiseringen potensielt benyttes som et grunnlag for å trenne prediktive modeller.



Figur 37: Spredningsplot av volt/SOC med fargekodet tid. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1.

Det ble også forsøkt å inkorporere en tidsdimensjon i spredningsplottene, der fargekodene indikerte tidspunktet for målingene. Målet var å identifisere eventuelle gradvis endringer i batteriets tilstand over tid. Resultatene viste imidlertid stor spredning i fargene og overlappende datapunkter, uten tydelig mønster. Dette gjorde visualiseringen uegnet som grunnlag for modelltrenings.

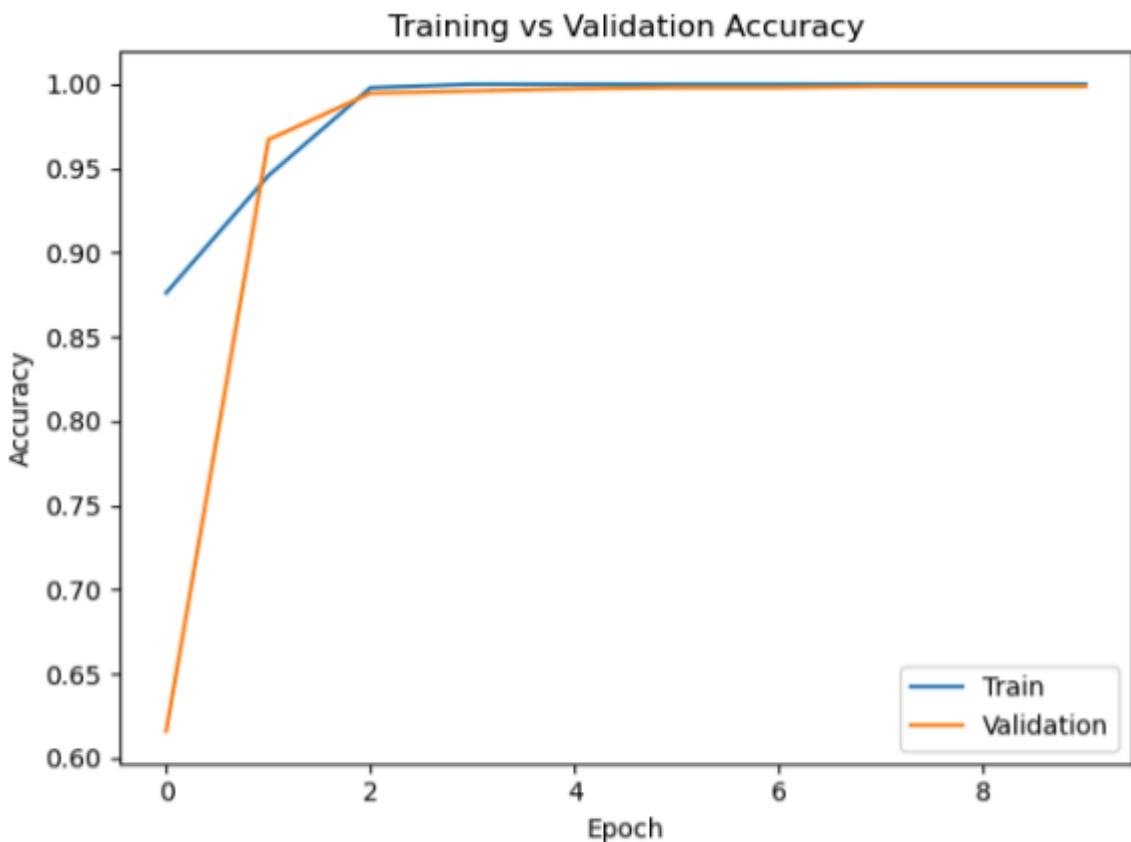
Prosjektet gikk derfor tilbake til bruk av heatmaps. Det ble bestemt å benytte daglige heatmaps som treningsdata, noe som gir en stor mengde bilder, en fordel for maskinlæring. Hver dag ble representert med 20 heatmaps, basert på de 20 modulene i Parquet-filene. Her ble dataene fra båt B prosessert for perioden desember 2020 til oktober 2021. For båt C ble perioden januar 2024 til februar 2025 valgt, ettersom Fjord1 har indikert at batteriene i denne båten viser tegn til slitasje og vurderes for utskifting. Etter å ha prosessert og klassifisert alle heatmapsene endte vi opp med omtrent 15 000 bilder. Dette utgjør et solid grunnlag for trenings av den valgte modellen.

9.3 Modellutvikling for Heatmaps

For å analysere Heatmaps krevde vi en modell som er i stand til å identifisere visuelle mønstre og gjøre presise prediksjoner basert på disse. Convolutional Neural Networks ble valgt til dette formålet, ettersom denne typen nevrale nettverk er spesielt godt egnet for bildegenkjenning og bildeklassifisering. CNN-modeller er utviklet for å utnytte den romlige strukturen i bildedata ved hjelp av konvolusjonsfiltre, som gjør det mulig å gjenkjenne lokale mønstre som kan indikere degradering eller stabilitet i battericellene. Dette er særlig nyttig i vårt tilfelle, der subtile fargeendringer og mønstre i heatmapsene potensielt reflekterer endringer i batteriets helsetilstand. Ved å bruke en CNN-modell kan vi dermed trenere systemet til å oppdage slike mønstre automatisk og klassifisere tilstanden til batteriet basert på bildeinput.

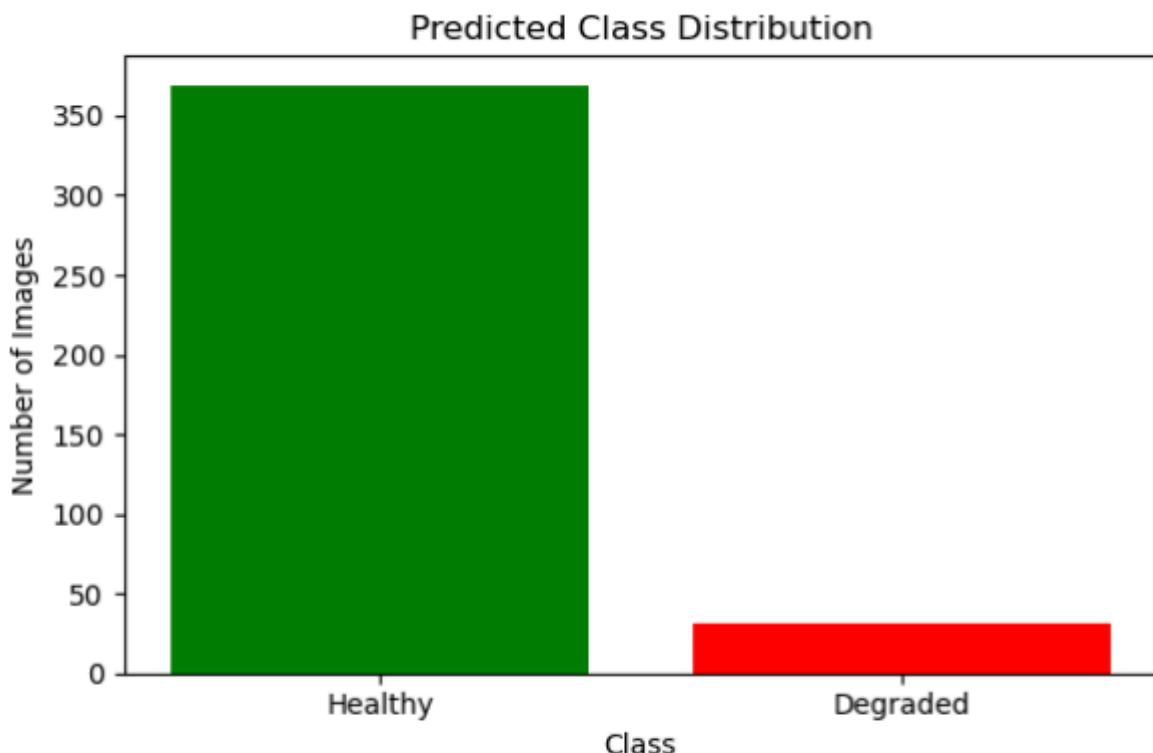
Modellen er et konvolusjonsnevratlt nettverk (CNN) utviklet for å klassifisere batteri-heatmap som enten er frisk eller degraderte. Bildene skaleres til samme størrelse som heatmaps (201×515) for å sikre konsistens under treningen. Arkitekturen består av tre konvolusjonslag, hvert etterfulgt av et pooling-lag, som hjelper modellen med å trekke ut og forenkle visuelle mønstre. Disse mønstrene flates ut og sendes videre gjennom tette lag, og til slutt et sigmoid-lag som gir en binær klassifikasjon. Modellen trenes på et normalisert datasett med 80/20-fordeling mellom trening og validering, og benytter tidlig stopp og modell-lagring for å unngå overtilpasning og sikre at den beste versjonen blir bevart.

9.4 Resultat for CNN-Modell



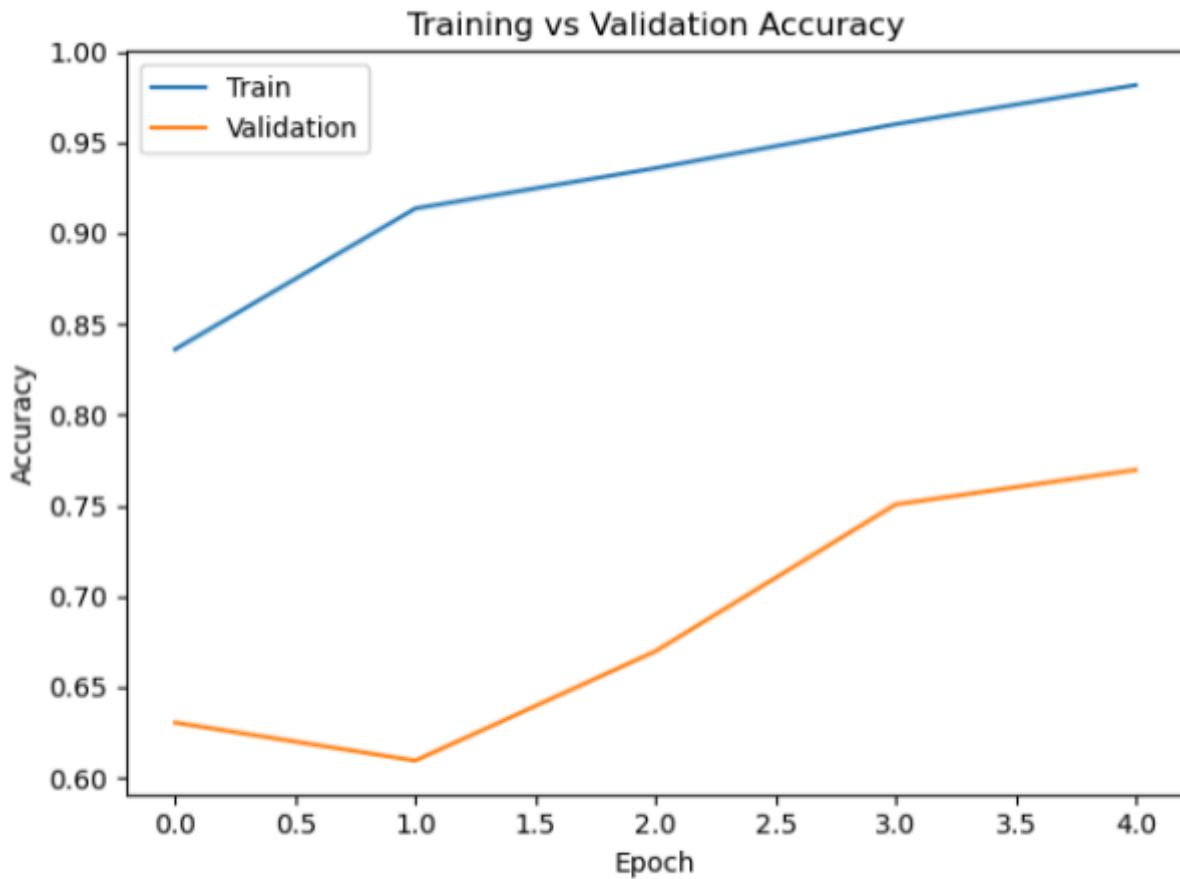
Figur 38 - Resultat av CNN-modell. Eget resultat basert på data fra Fjord1.

I figur 38 ser vi at valideringsnøyaktigheten starter på omtrent 0.61 i første epoke og øker raskt til 0.96. Etter dette stabiliserer nøyaktigheten seg rundt 0.99 i de påfølgende epokene. Dette er et svært godt resultat, faktisk så godt at det kan virke mistenklig perfekt. Med en valideringsnøyaktighet nær 1.0 og et tilnærmet null tap, er det grunn til å stille spørsmål ved hvorvidt modellen faktisk generaliserer godt, eller om den har tilpasset seg treningsdataene i for stor grad. Så det neste steget bør være å teste modellen på et datasett den ikke har sett på før.



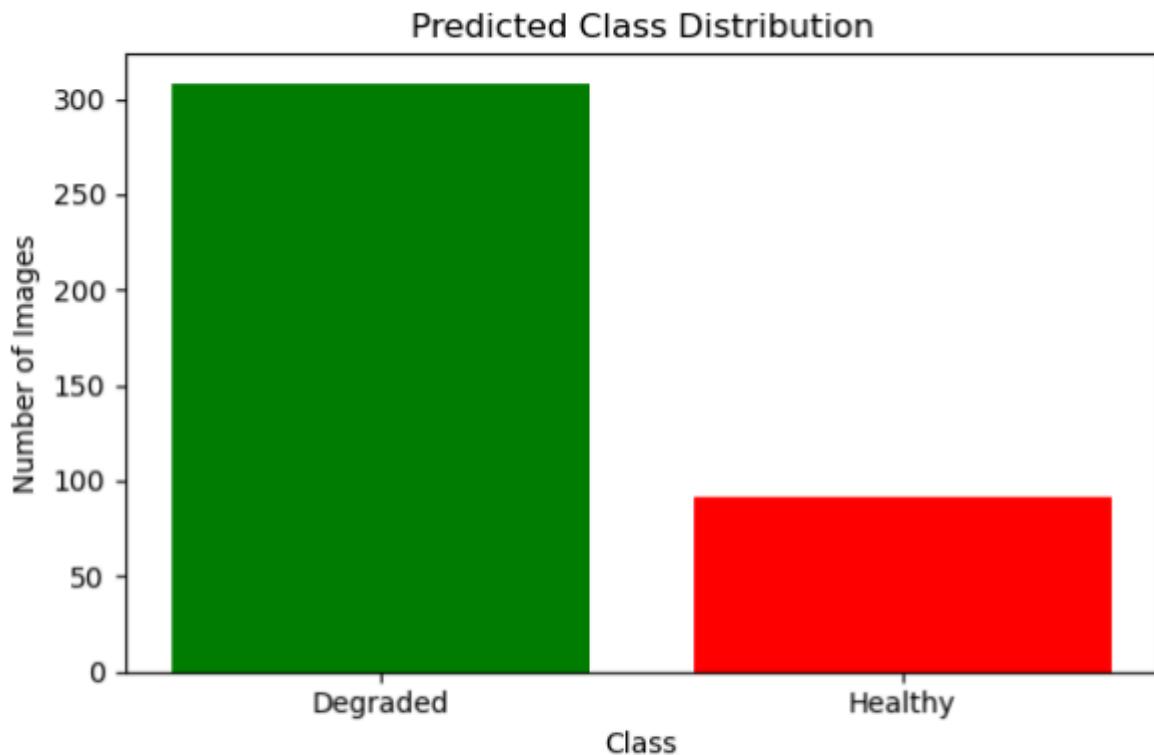
Figur 39: Predikasjon på ukjent data. Eget resultat basert på data fra Fjord1.

Som vist i figur 39, predikerte modellen resultatene for et testdatasett der den klassifiserte omtrent 90% av bildene som friske og kun 10% som degraderte. Dette er feil, ettersom testdatasettet bevisst ble satt opp med en 50/50 fordeling mellom friske og degraderte bilder. Det skjeve resultatet tyder på at modellen kan ha utviklet en bias mot den friske klassen, noe som antyder at den ikke generaliserer godt når det gjelder å identifisere degradering i nye data.



Figur 40: Trening av ny CNN-modell. Eget resultat basert på data fra Fjord1.

Etter som den første modellen ikke var tilstrekkelig nok, ble det trent opp en ny modell. Resultatene ser vi i figur 40, og her ser vi en mer realistisk stigning av validering. Modellen har blitt justert til å bli en enklere modell, med tanke på tiden som var igjen. Nå har vi kuttet ned trening av modellen til 5 epoker, og endret konvolusjonslaget fra 3 til 2 lag. Så neste var å teste den nye modellen, og se hva den predikrer mot nye data.



Figur 41 - Nytt resultat for ukjent data. Eget resultat basert på data fra Fjord1.

Som vist i figur 41, oppnådde vi et bedre resultat enn i figur 39. Modellen predikerte 300 bilder som degradert og 100 som friske, noe som tilsvarer en treffsikkerhet på 75%. Dette representerer en forbedring sammenlignet med den forrige modellen.

9.5 Diskusjon for Heatmaps

Heatmaps har vist seg å være en effektiv metode for å samle og visualisere de ellers kaotiske datapunktene i Parquet-filene. I tidlige forsøk, hvor visualiseringen ble begrenset til en dag for en modul, fremkom en tydelig og konsistent sammenheng mellom spenning og SOC. Dette ga grunnlag for en antagelse om en sterk korrelasjon.

Utvidelsen til årlege heatmaps introduserte derimot betydelig visuell støy. Bildene ble vanskeligere å tolke, og mønstrene som tidligere fremstod som klare, forsvant i et mylder av overlappende data og uregelmessige fargeskift. For å adressere dette ble det utviklet metoder for å redusere støy, og det ble gjennomført kvantitative analyser. Korrelasjonsanalysen for 2024-data viste fortsatt en høy sammenheng mellom spenning og SOC, med en korrelasjonskoeffisient på omtrent 0.91. Dette er noe lavere enn resultatene fra tidligere år, som vist i figur 36. Der ble det målt en korrelasjon på rundt 0.99.

Dette førte til utviklingen av en hypotese om at korrelasjonen mellom spenning og SOC reduseres over tid som følge av batteridegrering. Det ble også observert at korrelasjonen i data fra 2020 lå nær 0.99, noe som kan antyde at batteriet var i bedre tilstand. Likevel er det viktig å påpeke at både C viste stabil korrelasjon på rundt 0.99 både i 2020 og 2024, noe som utfordrer hypotesen.

Begrensningene i tilgjengelig data, både i antall båter og tidsperiode, gjør det vanskelig å trekke entydige konklusjoner. Det er mulig at batteridegradering foregår ulikt avhengig av driftsmønster og ytre forhold. For fremtidig arbeid anbefales derfor et mer omfattende og struktureret datasett, eventuelt kombinert med kontrollerte tester, for å kunne validere hypotesen om korrelasjonsendringer over tid.

Etter at heatmaps viste seg å være en egnet representasjon av volt/SOC-data, ble neste steg å bruke disse som input i en konvolusjonsbasert nevralgt nettverksmodell (CNN). I denne fasen ble hver daglig Parquet-fil delt opp i 20 individuelle heatmaps, en for hver av batteripakkens moduler. Dette resulterte i et omfattende datasett bestående av cirka 15 000 bilder, som ble benyttet til modelltrenings.

For å klassifisere bildene som friske eller degraderte, ble SOH-verdiene i datasettet brukt som indikator. Det er imidlertid viktig å understreke at disse målingene ikke er pålitelige. Ifølge Corvus Energy er SOH-beregningene basert på et begrenset datagrunnlag og korte tidsvinduer, og forutsetter driftsforhold som sjeldent forekommer i vanlig fergetrafikk, som dype utladinger og lengre inaktive perioder. Derfor gir SOH-verdiene ikke nødvendigvis et presist bilde av batterienees helsetilstand, og klassifiseringen i dette prosjektet må betraktes som en tilnærming snarere enn en eksakt sannhet.

Den første treningsrunden viste høye nøyaktighetsverdier og lavt tap, men evalueringen av resultatene, spesielt i figur 39, avslørte en klar skjevhett i prediksjonene. Til tross for at testsettet var balansert (50 % friske, 50 % degraderte), klassifiserte modellen en uforholdsmessig andel av bildene som friske. Dette antyder at modellen enten har tilegnet seg en bias fra treningsdataene eller at forskjellene mellom friske og degraderte heatmaps er for subtile, særlig med tanke på det usikre klassifiseringsgrunnlaget.

På grunn av tidsbegrensninger ble det ikke gjort strukturelle forbedringer i datasettet i neste iterasjon. I stedet ble CNN-arkitekturen forenklet ved å redusere antall konvolusjonslag fra tre til to, samtidig som noen parametere ble justert. Denne endringen førte til en viss forbedring i resultatene, som vist i figur 40 og 41, med en noe mer balansert fordeling i prediksjonene. Likevel gjenstår det metodiske utfordringer knyttet til både datakvalitet og modellens evne til å skille mellom reelle degradéringsmønstre og normal variasjon.

9.6 Konklusjon av Heatmaps

Dette prosjektet demonstrerer at bruk av heatmaps er en praktisk og effektiv tilnærming for prediksjon av batterihelse når eksplisitte målvariabler som SOH og RUL ikke er tilgjengelige. Metoden benytter rådata direkte fra Parquet-filer og eliminerer behovet for datarensing eller helsemålinger, noe som forenkler datagrunnlaget betydelig.

I prosjektet ble det generert daglige heatmaps ved å dele batteripakken inn i 20 moduler. Disse bildene ble brukt som input til en CNN-modell som klassifiserte dem som friske eller degraderte. Modellen ble trenet på nytt med vektede datasett, noe som førte til en tydelig forbedring i ytelse. Som vist i figur 41 oppnådde modellen en nøyaktighet på 75 prosent, noe som representerer en betydelig økning sammenlignet med tidligere modellversjoner.

Resultatene indikerer at CNN-modeller trenet på heatmaps kan fungere som en data-drevet løsning for å vurdere batteritilstand uten behov for eksplisitte helsemålinger. I tillegg til sin modellvennlighet fungerer heatmaps som et godt visualiseringsverktøy som gir innsikt i hvordan data utvikler seg over tid.

En viktig begrensning ved metoden er behovet for korrekt klassifiserte treningsdata. For dette prosjektet ble SOH-verdier brukt som referanse for å merke heatmaps, til tross for at leverandøren Corvus har uttrykt at målingene kan være upålitelige. Dette understrekker behovet for alternative måter å validere eller merke treningsdata på i fremtidig arbeid.

Videre arbeid bør fokusere på å forbedre modellens arkitektur og klassifiseringsevne. En mulig forbedring er å øke konvolusjonslag og justere hyperparametere for å optimalisere læringen. Det bør også vurderes å utvide modellens output til å inkludere flere klassifikasjonsnivåer, for eksempel: Frisk (100–95 prosent), Delvis frisk (95–90 prosent), Delvis degradert (90–85 prosent) og Degradert (under 85 prosent). Disse SOH-baserte nivåene er kun ment som et illustrativt eksempel på hvordan man kan gruppere heatmaps i praksis. En slik tilnærming krever imidlertid tilgang på mer pålitelig informasjon om batteriets tilstand, eller utvikling av alternative, domeneinformerte klassifiseringsmetoder.

Prosjektet har fungert som et vellykket konseptbevis. Det viser at en CNN-modell trent på visuelle representasjoner av rådata kan oppnå høy nøyaktighet og gi meningsfull innsikt i batterihelse, selv uten tradisjonelle helsemålinger. Med videre utvikling og bedre treningsgrunnlag har metoden potensial til å videreføres til en robust og anvendbar løsning.

10 Ekstern datasett

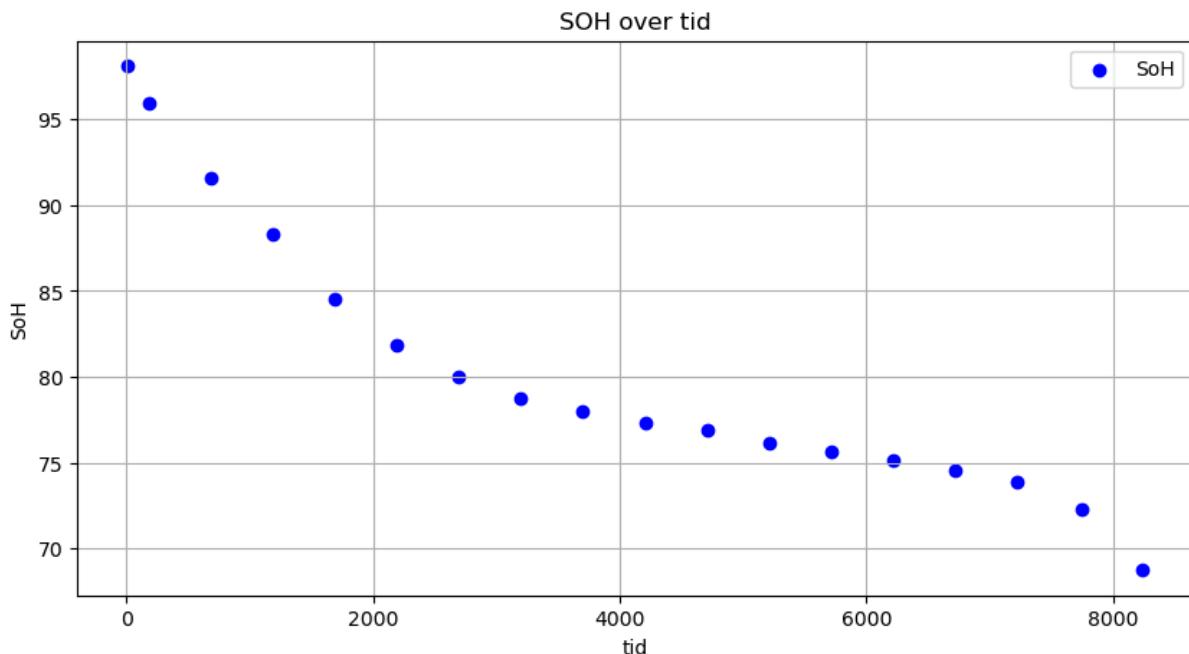
Etter å ha vist at CNN-modeller trent på heatmaps gir lovende resultater for vurdering av batterihelse uten behov for eksplisitte helsemålinger, ønsket gruppen å undersøke om metoden også kan anvendes på andre typer datasett. Dette ledet til utforskningen av et eksternt, offentlig datasett med annen struktur og opprinnelse.

10.1 Datavasking av ekstern datasett

Etter å ha undersøkt flere celler i det eksterne datasettet, valgte gruppen å benytte de estimerte kapasitetsmålingene som indikator på batteriets tilstand. Selv om datasettet inneholder en kolonne merket med State of Health, viste det seg at denne verdien er skalert på en uvanlig måte. Dette innebærer at SOH-verdiene i datasettet ikke representerer reell relativ kapasitet fra 100% til 0%, men i stedet en skalert verdi med 40% som nedre grense. For å sikre en mer direkte og kvantitativ vurdering av batteriets helsetilstand, valgte gruppen derfor å bruke de faktiske kapasitetsestimatene i stedet.

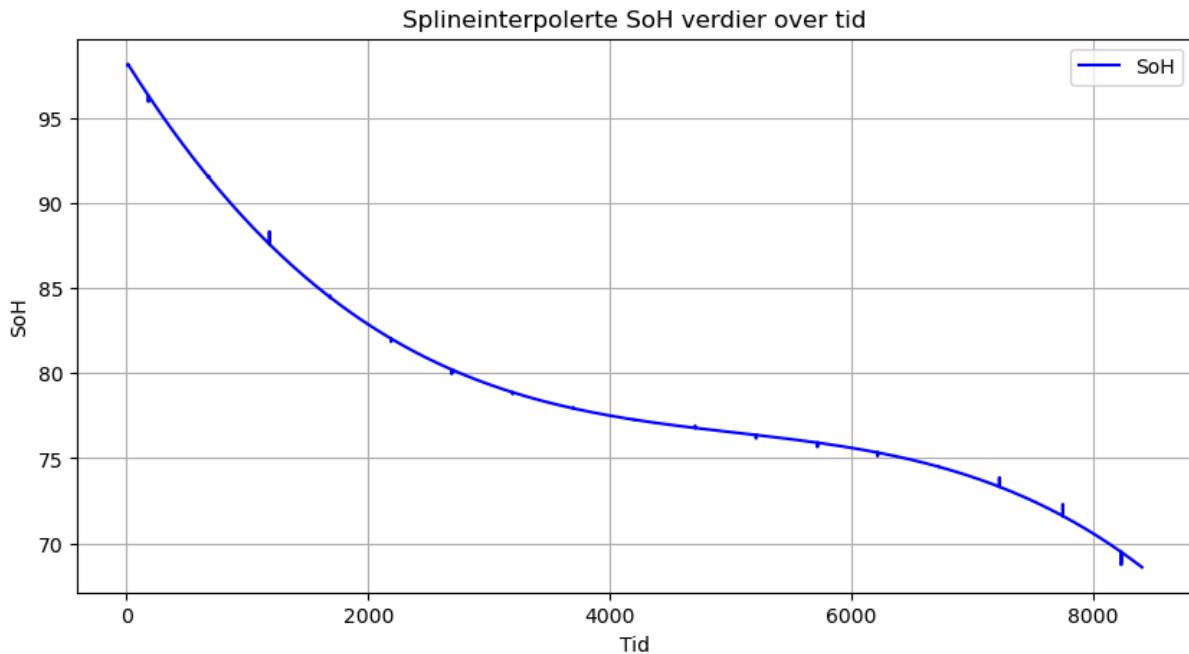
Siden nominell kapasitet varierer mellom Fjord1 sine batterier og batteriene i det eksterne datasettet, var det mer hensiktsmessig å bruke SOH som vurderingsgrunnlag fremfor kapasitet alene. Dette ble gjort ved å beregne SOH som i 3.1.2.

For hver celle i det eksterne datasettet var det få målinger på kapasitet som vist i figur 42.



Figur 42: SOH verdier over antall timer batteriet har vært i bruk. Egen visualisering basert på data fra Luh et al. (2024).

For å håndtere utfordringen med få målinger, fant gruppen det hensiktsmessig å interpolere mellom datapunktene for å estimere SOH-verdier ved hvert tidsstempel. Det ble benyttet spline-interpolasjon med et tredjegradspolynom, som ga en jevn og naturtro kurve uten å overtilpasse dataene. Som vist i figur 43, passet interpolasjonen godt til de observerte verdiene og bevarte den underliggende trenden i datasettet.

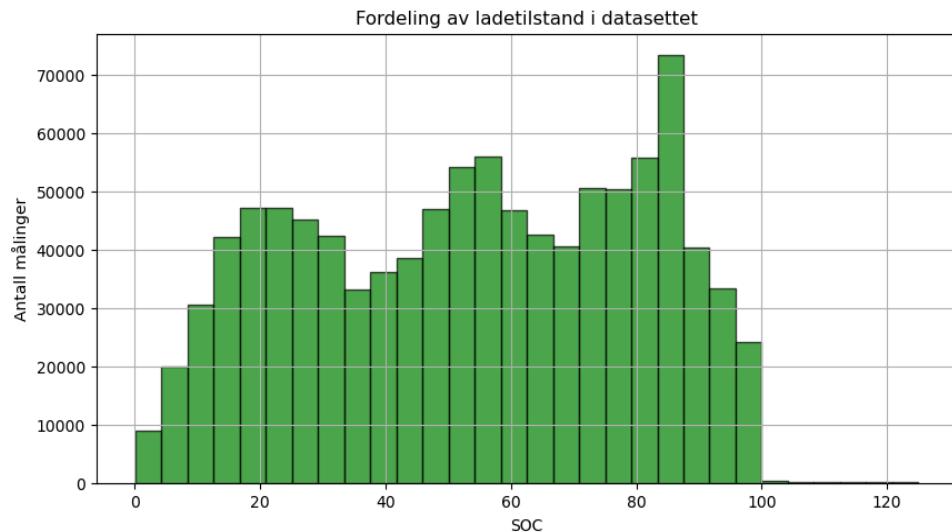


Figur 43: Splineinterpolerte verdier av SOH over tid. Egen visualisering basert på data fra Luh et al. (2024).

Etter å ha etablert et mål for SOH, gikk gruppen videre med å hente ut relevante variabler fra det eksterne datasettet som kunne sammenlignes med Fjord1-dataene. Her ble spennin, strøm, ladetilstand og temperatur valgt ut som sentrale måleparametere. Disse variablene krevde ingen ytterligere databehandling, da de allerede var tilgjengelige i standardiserte og brukervennlige formater, som volt, ampere og celcius.

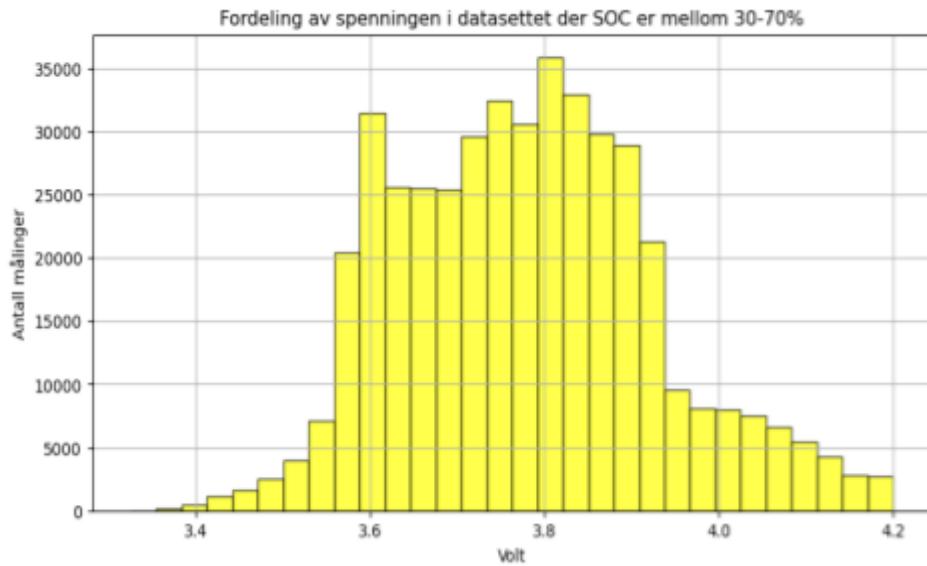
10.2 Datavisualisering av eksterne data

For å kunne lage en modell av det eksterne datasettet ble det viktig å se hvordan de valgte måleparametrene samsvarer med Fjord1 sine data.



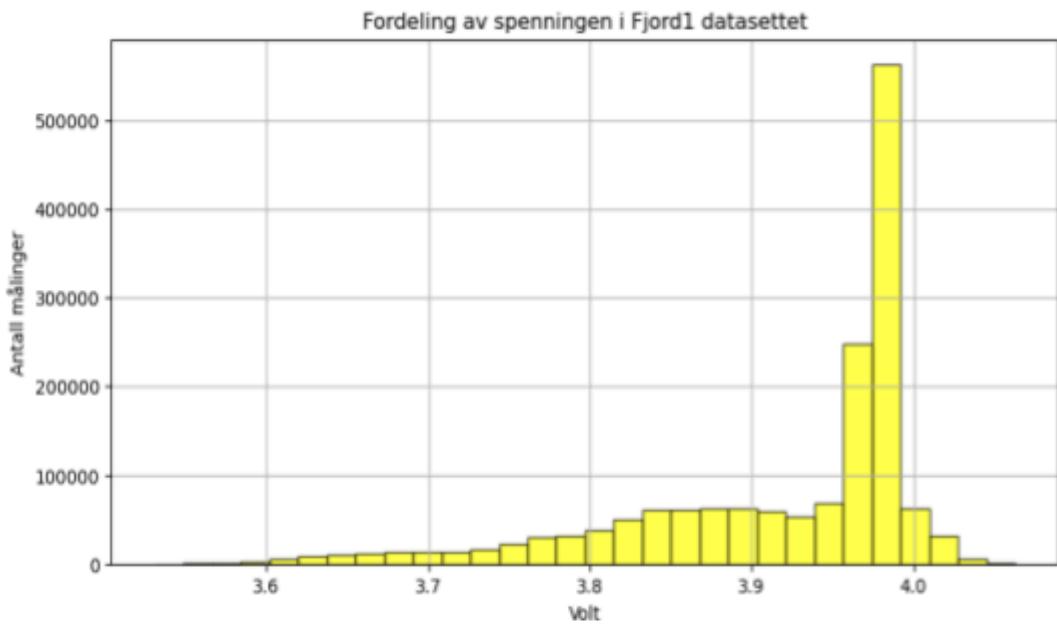
Figur 44: Forskjellige ladetilstander i det eksterne datasettet. Egen visualisering basert på data fra Luh et al. (2024).

Figur 44 illustrerer fordelingen av målinger over ulike nivåer av State of Charge. Som figuren viser, finnes det målinger som dekker hele SOC-området fra 0% til 100%, noe som indikerer at datasettet har god dekning av batteriets fulle ladetilstand.



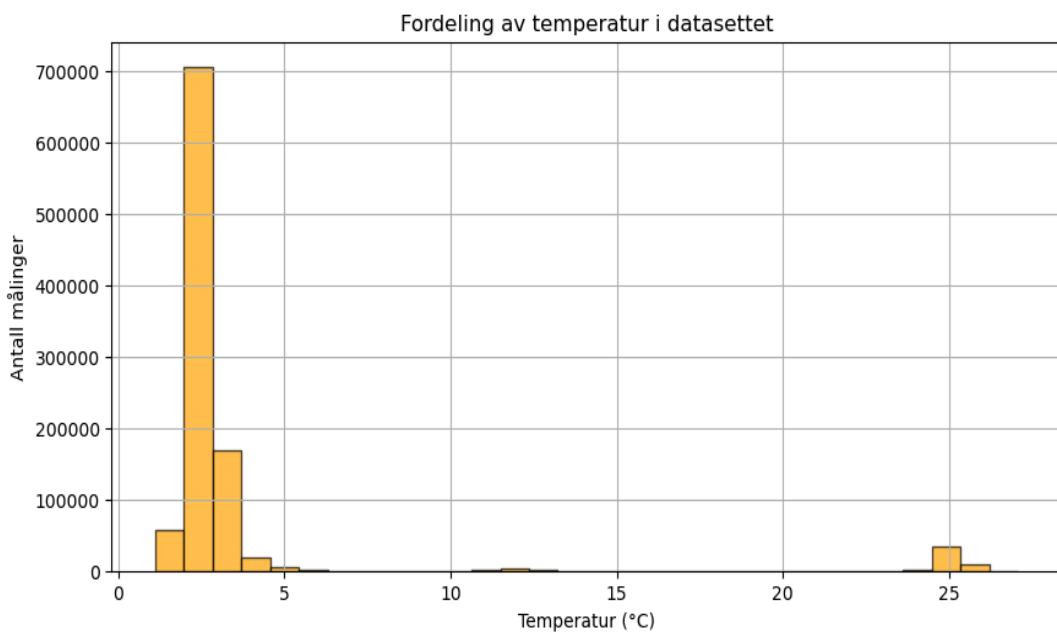
Figur 45: Volt for det eksterne datasettet når SOC er mellom 30-70%. Egen visualisering basert på data fra Luh et al. (2024).

I figur 45 vises spenningen i batteriet fra det eksterne datasettet når SOC har vært mellom 30 og 70%. Som figuren viser, ligger spenningen i dette intervallet mellom omtrent 3.4 og 4.2 volt.



Figur 46: Volt for en utvalgt dag i Fjord1 data, med SOC 30-70%.

Figur 46 viser hvordan spenningen for en utvalgt dag i Fjord1 datasettet har oppført seg når SOC har vært mellom 30-70%. Som det forekommer i histogrammet kan en se at spenningen har vært mellom 3.6-4.2 Volt. Med å sammenligne figur 45 og figur 46 så har spenningen holdt seg mellom lignende intervaller, selv om de er fordelt forskjellig. Dette viser at volten til disse forskjellige batteriene er sammenlignbare.



Figur 47: Antall temperaturmålinger i det eksterne datasettet. Egen visualisering basert på data fra Luh et al. (2024).

Som det fremgår av figur X, ligger temperaturmålingene i det eksterne datasettet hovedsakelig mellom 0 og 5 °C. Dette er et relativt lavt temperaturområde, noe som kan ha betydning for batteriets ytelse og bør tas hensyn til ved utvikling av modellen.

10.3 Modellutvikling av ekstern datasett

Ved modellutviklingen på det eksterne datasettet ble det benyttet en LSTM-basert nevralt nettverksmodell. Før modelltrenings ble datasettet klargjort ved å fjerne rader med manglende verdier og deretter normalisere input- og output-variablene mellom intervallet 0-1.

For å ta hensyn til tidsdimensjonen i dataene, ble det konstruert sekvenser med et rullende vindu på 60 målepunkter. Hver sekvens representerer dermed en 60-trinns historikk av batteritilstanden, og modellen lærer å forutsi SOH basert på dette.

Modellen består av to LSTM-lag med 64 enheter hver, hvor det første laget returnerer hele sekvensen videre. For å redusere overtilpasning er det lagt til dropout-lag med rate på 0.2 mellom lagene. Etter LSTM-lagene følger et fullt tilkoblet lag med 32 noder og ReLU-aktivering, før en enkelt node i utgangslaget gir sluttpredikasjonen for SOH.

Modellen er kompilert med Adam-optimalisator og MSE som tapsfunksjon. Den ble trent i 10 epoker med batch-størrelse på 32 og 20% av dataene ble holdt av til validering under treningen.

10.3 Resultat av modell laget på ekstern datasett

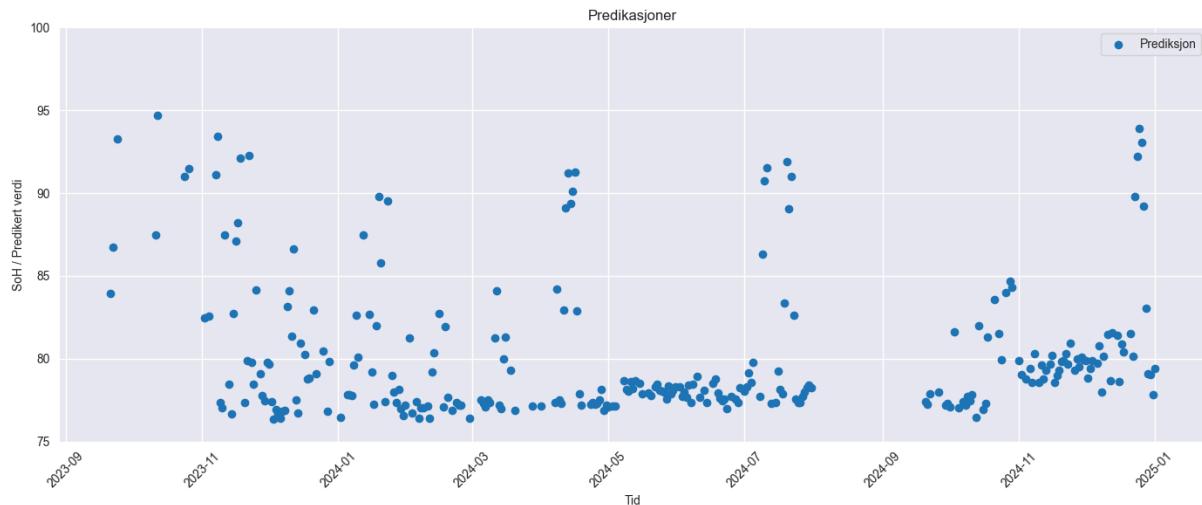


Figur 48: Mean squared error over epoker

Figur 48 viser treningsforløpet for modellen på det eksterne datasettet. Som evalueringsmetode er mean squared error benyttet. Et eget valideringssett er brukt for å overvåke modellens generaliseringsevne og for å avdekke eventuell overtilpasning som illustrert av den oransje kurven.

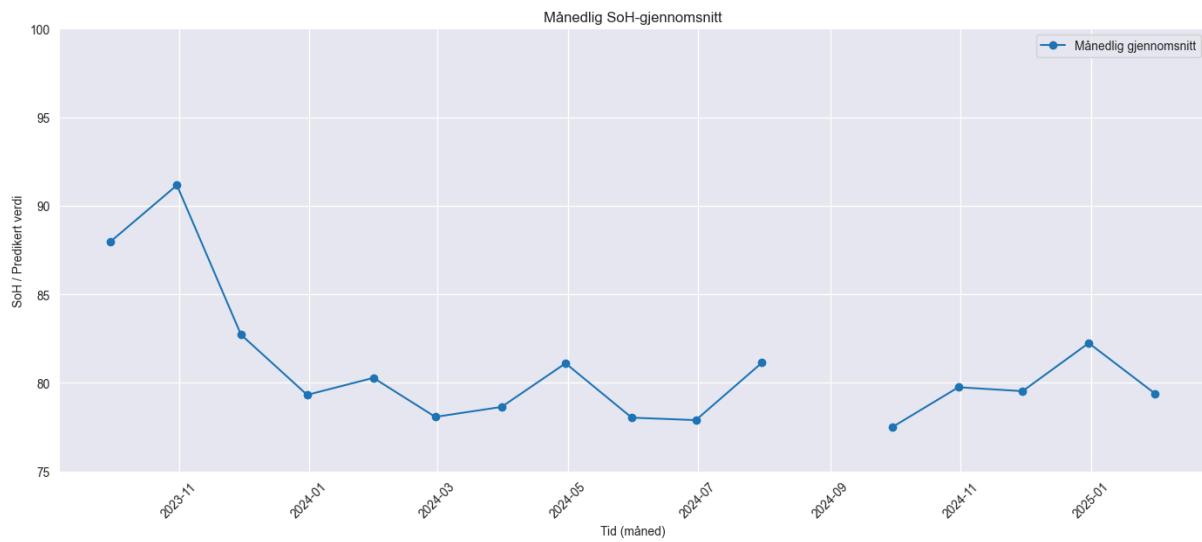
Etter trening er modellen brukt til å predikere SOH over tid for tre ulike båter. For å analysere predikasjonene av SOH er både daglig og månedlig gjennomsnitt benyttet. Det daglige gjennomsnittet gir innsikt i kortsiktige variasjoner og uregelmessigheter, mens det månedlige gjennomsnittet gir et bedre bilde av langsiktige trender og jevner ut tilfeldige svingninger. Denne tilnærmingen er brukt konsekvent på alle tre båter (A, B og C) for å muliggjøre sammenlignbar og nyansert analyse.

Båt A



Figur 49: Gjennomsnitt av daglige predikasjoner på båt A

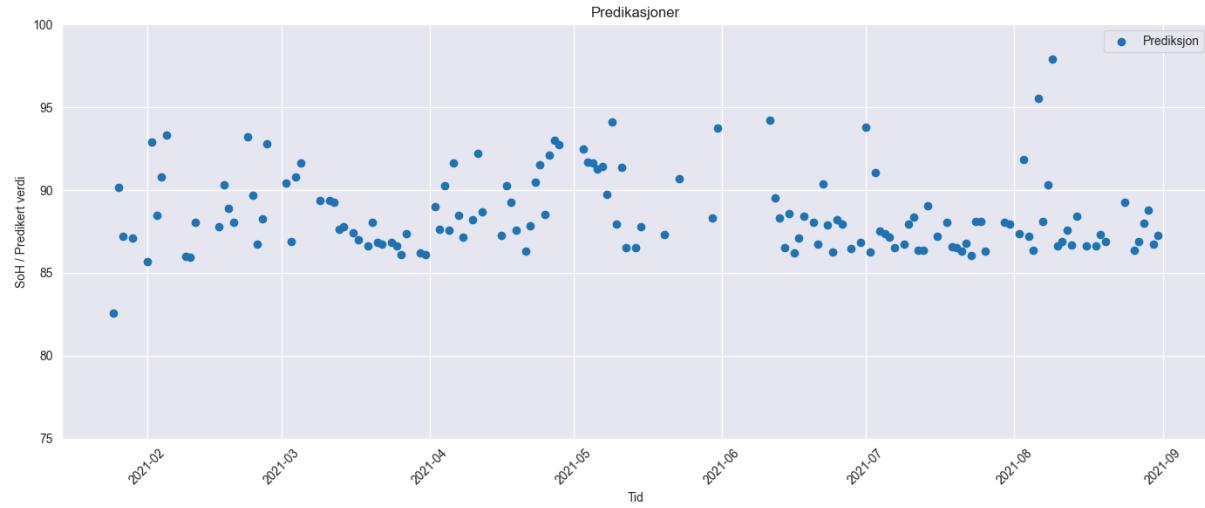
Som det fremgår av Figur 49, er det betydelige avvik og variasjoner mellom enkelte prediksjonspunkter. Predikert SoH varierer fra omtrent 95 % ned til 76 %, til tider over relativt korte tidsintervaller. Til tross for disse svingningene ser det imidlertid ut til at predikasjonene stabiliserer seg i størst grad innenfor intervallet 76–80 %



Figur 50: Månedlig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt A

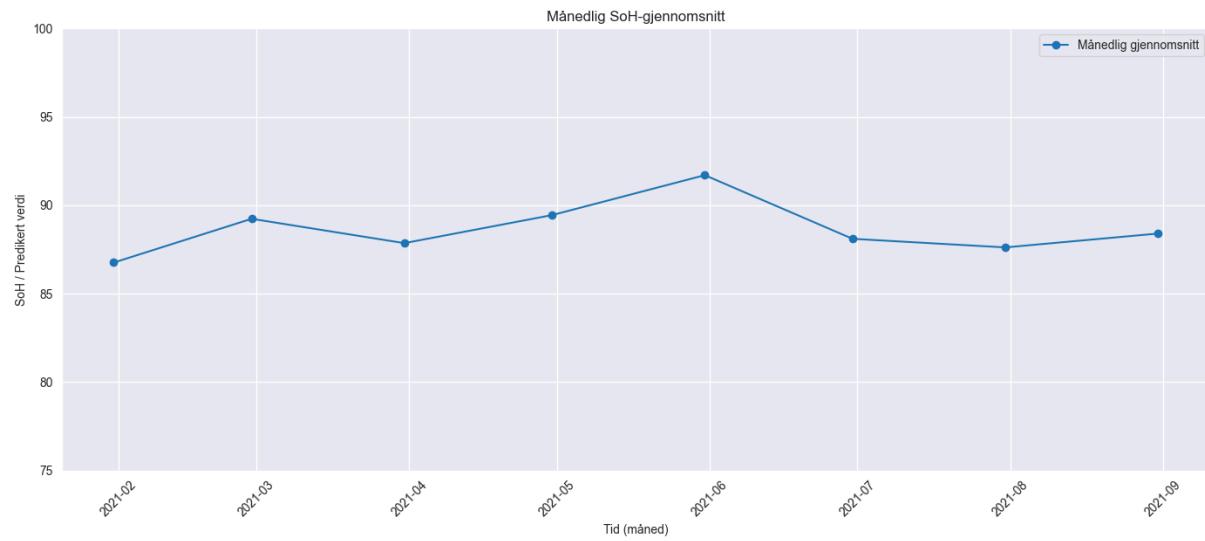
I Figur 50 vises det månedlige gjennomsnittet av SOH-prediksjonene for Båt A. Prediksjonene starter på omkring 90%, men faller raskt til rundt 80%, hvor de deretter ser ut til å stabilisere seg over tid.

Båt B



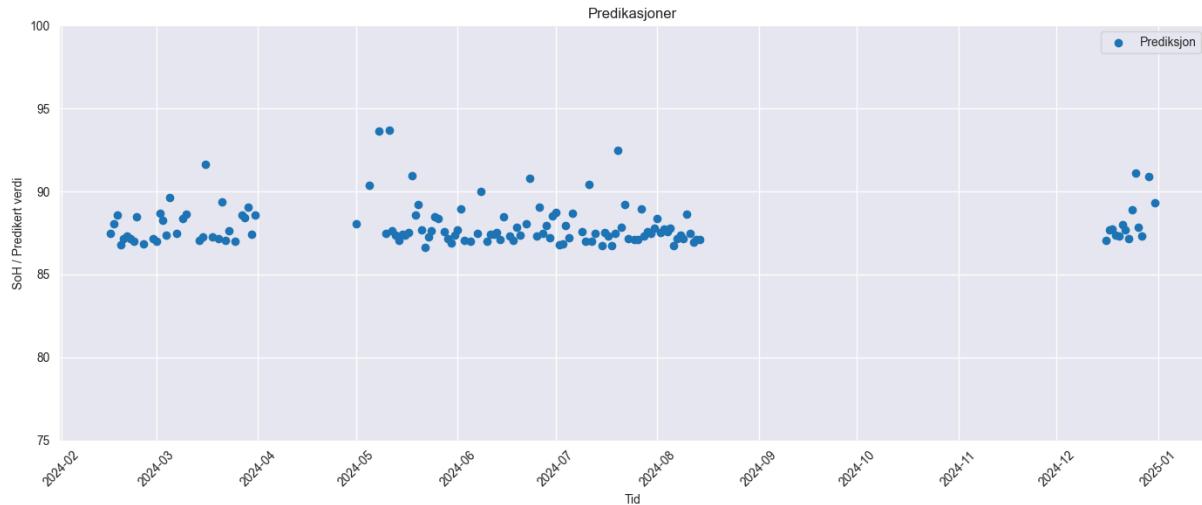
Figur 51: Daglig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt B i 2021

Figur 51 viser det daglige gjennomsnittet av SOH-prediksjonene for Båt B i 2021. Som figuren viser, ligger verdiene i hovedsak mellom 85 % og 95 % gjennom perioden.



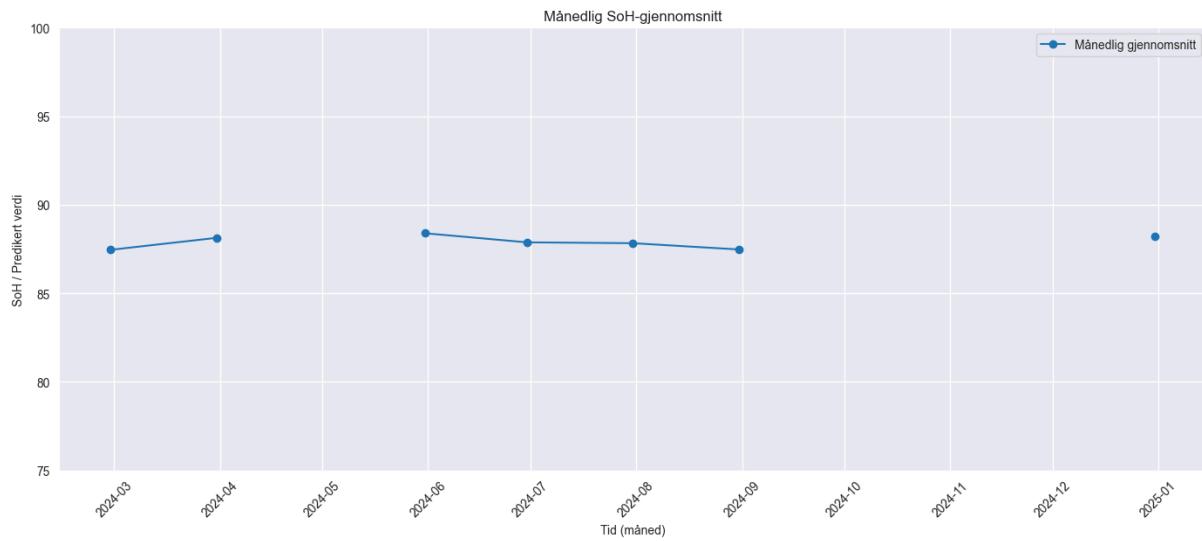
Figur 52: Månedlig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt B i 2021

Figur 52 viser det månedlige gjennomsnittet av SOH-prediksjonene for Båt B i løpet av 2021. I likhet med det daglige gjennomsnittet for samme periode, fremstår verdiene som stabile rundt intervallet 86-90%.



Figur 53: Daglig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt B i 2024

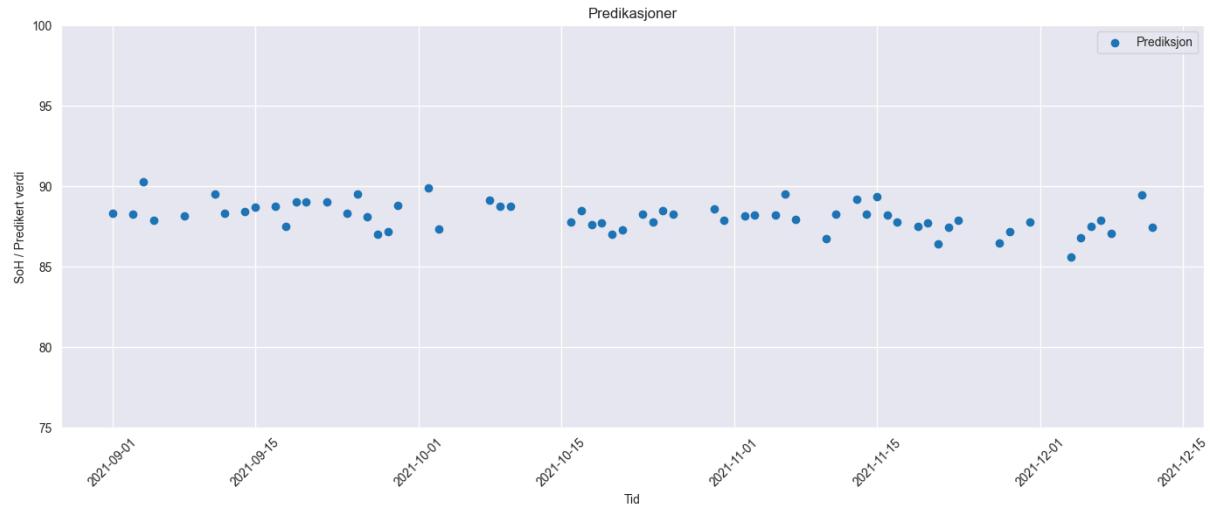
I Figur 53, som viser det daglige gjennomsnittet av SOH-prediksjonene for Båt B i 2024, ser vi en utvikling som i stor grad ligner den som presenteres i Figur 51. Prediksjonene fremstår imidlertid enda mer stabile, og holder seg jevnt innenfor intervallet 86–90 % gjennom hele perioden.



Figur 54: Månedlig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt B i 2024

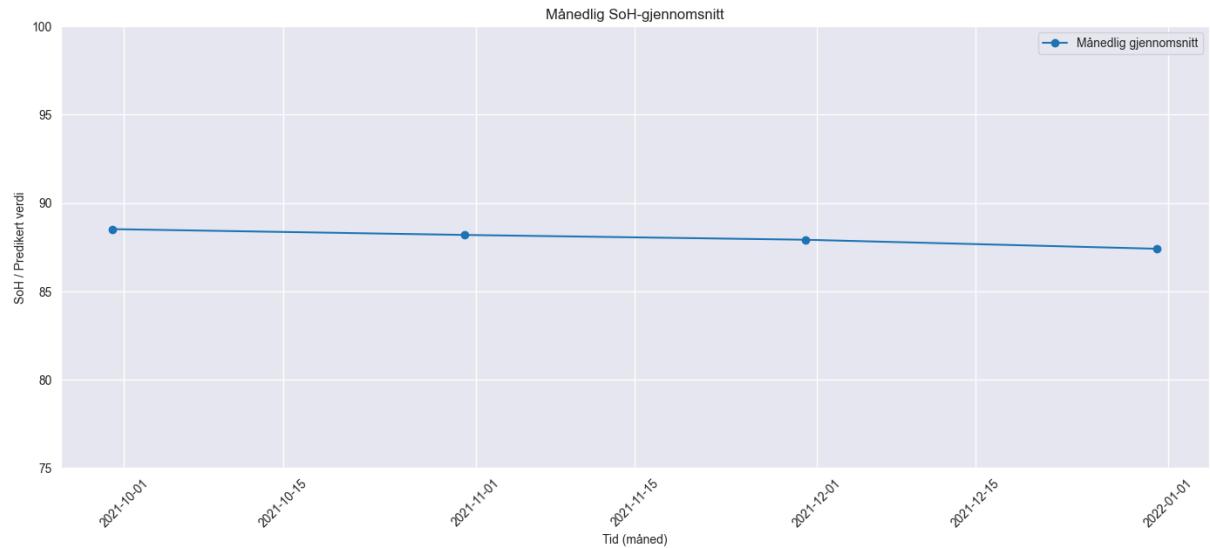
I Figur 54, som viser det månedlige gjennomsnittet av SOH-prediksjonene for Båt B i 2024, så ligger predikasjonen stabilt på rundt 87%.

Båt C



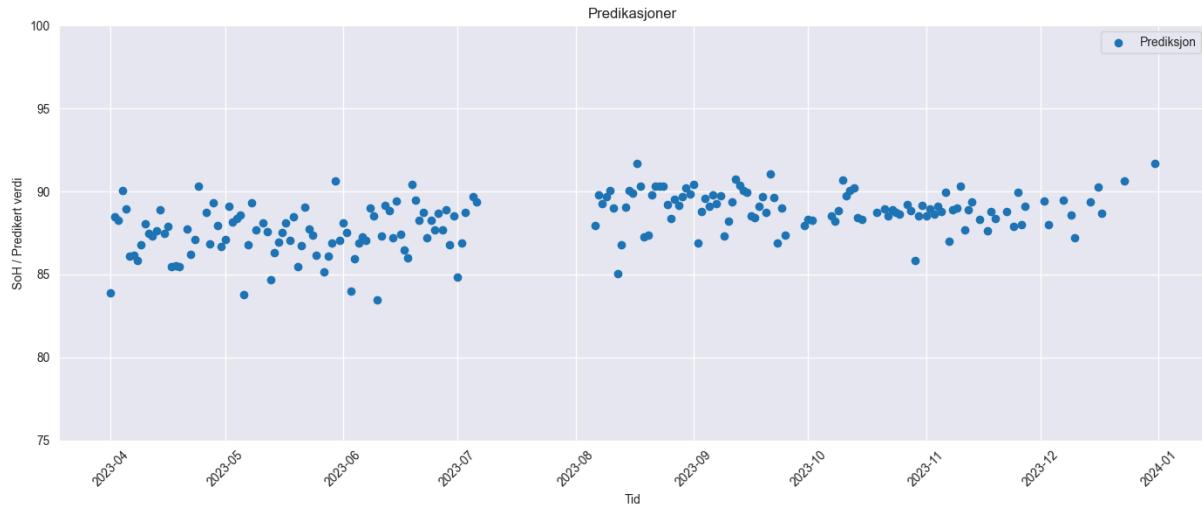
Figur 55: Daglig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt C i 2021

Som det fremstår i figur 55 så er den predikerte SOH verdien på mellom 85-90% på båt C i 2021.



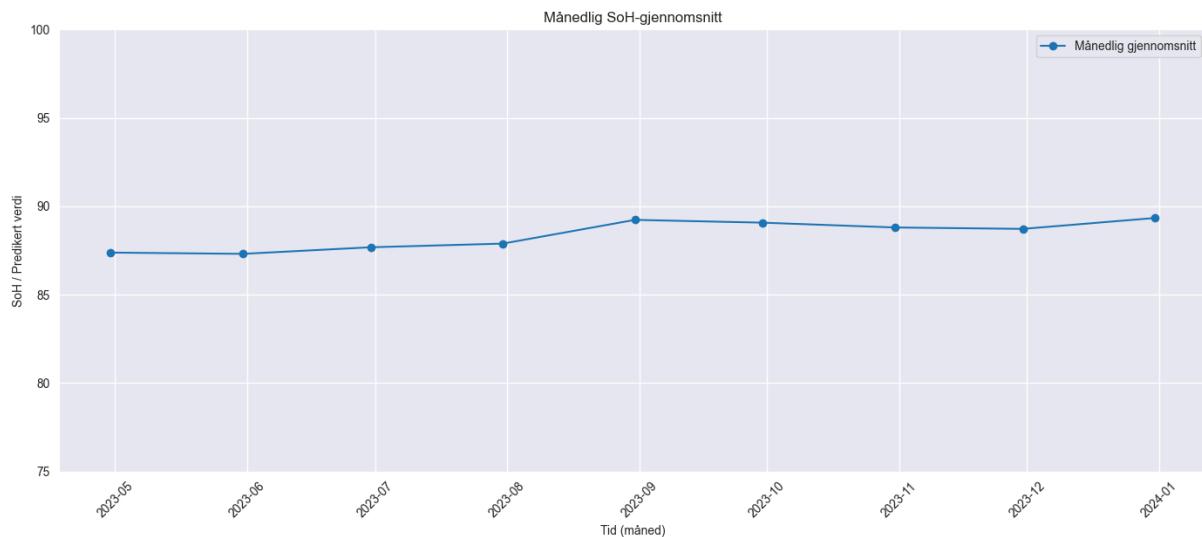
Figur 56: Månedlig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt C i 2021

Ved å se på et månedlig gjennomsnitt av SOH-predikasjoner for båt C i 2021 fra figur 56, så kan en se at verdien holder seg mellom 87-88%.



Figur 57: Daglig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt C i 2023

Figur 57 viser det daglige gjennomsnittet av SOH-prediksjoner for båt C i 2023. Sammenlignet med figur 55 viser denne figuren større spredning i verdiene, men de aller fleste ligger fortsatt mellom 85% og 90 %.



Figur 58: Månedlig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt C i 2023

I figur 58 kan en se at det månedlige gjennomsnittet av SOH-prediksjoner på båt C, holdt seg mellom intervallet 87-89% i 2023.

10.4 Diskusjon av modell trent på eksternt datasett

For å vurdere om modellen gir realistiske prediksjoner av State of Health på Fjord1 sine batterier, må resultatene sammenlignes med en praktisk referanse. I praksis anses batterier med SOH over 80% som velfungerende. Verdier under dette tolkes ofte som tegn på betydelig degradering. Ved å sammenligne modellens prediksjoner med denne grensen, og analysere utviklingen over tid, kan man vurdere om modellen stemmer med det man forventer i virkeligheten. Dette gjelder spesielt med tanke på kjent batteritilstand for de ulike båtene.

Med dette som bakgrunn er det påfallende at Båt A allerede ved starten av prediksionsperioden har en estimert SOH på rundt 90% og faller ned til 80% på to måneder (figur 50), og at Båt B og C starter på omtrent 85 % (figur 52 og 56). Dette står i kontrast til forventningen om at batteriene i begynnelsen av levetiden eller i det minste i starten av predikasjonsvinduet skulle vise høyere helsetilstand.

Denne systematiske undervurderingen kan tyde på at modellen er skjevt kalibrert, muligens som følge av en treningsprosess basert på data fra et annet batteri med en annen helsetilstand eller degraderingsprofil. Siden treningsdataene, som vist i Figur 43, inneholder en overvekt av SOH-verdier under 90%, kan denne skjevheten ha påvirket modellens evne til å predikere høyere verdier. Dette kan føre til en systematisk undervurdering av SOH når modellen anvendes på batterier i bedre tilstand.

Et annet interessant moment er at SOH prediksjonene i flere tilfeller ikke viser noen tydelig nedgang over tid selv for båter som antas å ha svekkede batterier. For eksempel viser prediksjonene for Båt C en relativt flat utvikling nær 87% over flere år, uten tydelig indikasjon på videre degradering. Dette kan tyde på at modellen mangler sensitivitet for å fange opp langsiktige aldringsprosesser.

10.5 Konklusjon av modellutvikling på ekstern datasett

Overføringen av en SOH-prediksionsmodell, trent på et eksternt datasett, til Fjord1 sine batteridata har vist seg å være utfordrende. Selv om modellen er trent på data med faktiske SOH-verdier, tyder resultatene på at den ikke generaliserer godt til våre datasett. En sentral årsak ser ut til å være forskjeller i batterityper og degraderingsprofiler mellom trenings- og testdata, som gjør modellen overfølsom og skjevt kalibrert ved bruk på nye datasett.

Dette kommer tydelig til uttrykk gjennom systematisk lave prediksjoner, selv for batterier som antas å være i god stand. Spesielt bemerkes det at Båt A starter med en predikert SOH på rundt 90% og faller til 80% i løpet av bare to måneder, mens Båt B og C starter rundt 85% noe som er uventet lavt gitt tidspunktet i batteriene sine livssyklus. Slike verdier samsvarer dårlig med operasjonelle erfaringer og tyder på at modellen undervurderer SOH ved høyere helsetilstander.

Denne skjevheten kan forklares med treningsdatasettet, som har en overvekt av SOH-verdier under 90%. Modellen har derfor i liten grad lært å predikere høye helsetilstander, noe som gir seg utslag i en systematisk undervurdering når den brukes på friskere batterier. Dette reiser spørsmål om modellens egnethet for prediksjon i et annet domene enn det den er trent på.

Samtidig observeres det at modellen i liten grad fanger opp langsiktige degraderingstendenser. For eksempel viser prediksjonene for Båt C en flat utvikling rundt 87% over flere år, til tross for kjente indikasjoner på svekket batteritilstand. Dette antyder at modellen også mangler sensitivitet for subtile, men reelle aldringsprosesser.

Samlet sett indikerer funnene at overførbarheten av datadrevne SOH-modeller mellom ulike batterityper og driftssituasjoner er begrenset, spesielt når treningsdataene ikke reflekterer det helsetilstandsspekteret man ønsker å predikere. For å oppnå mer pålitelige estimer anbefales det enten å trenere modellen på et bredere datasett som inkluderer flere batterityper og tilstander, eller å kalibrere modellen på et representativt utvalg fra egne data før fullskala bruk.

11 Konklusjon

Etter å ha gjennomført de ulike delprosjektene, kan gruppen konkludere med at det er fullt mulig å bruke maskinlæring for å predikere batterihelse over tid. Dette bekrefter forskningsspørsmålet vi stilte i første kapittel. Gjennom forprosjektet demonstrerte vi at en maskinlæringsmodell kunne trenes opp til å forutsi RUL med lav feilmargin, gitt sensordata fra kontrollerte laboratorieforhold.

Det er imidlertid viktig å påpeke at dette datasettet hadde klare begrensninger sammenlignet med virkelige bruksdata. I det faktiske prosjektet vil vi møte større kompleksitet. RUL er ikke direkte tilgjengelig, syklusene er uregelmessige, og målingene preges av operasjonell støy. Likevel har dette forprosjektet vist at metodikken er egnet, og at modellen er i stand til å lære relevante mønstre, noe som er et solid utgangspunkt for prosjektet framover. Da ble det neste steget å se om vi kan overføre dette til reelle data.

Når det gjelder de reelle dataene fra fergene, arbeider vi med en enorm datamengde. Som beskrevet i kapittel 5, genererer en enkelt båt over en milliard datapunkter i løpet av et år. Et sentralt forskningsspørsmål i prosjektet var hvorvidt det var mulig å identifisere skjult, nyttig informasjon eller underliggende mønstre i dette omfattende datagrunnlaget. Dette viste seg å være utfordrende, særlig i delprosjektene, grunnet datamengdens størrelse og kompleksitet. For å håndtere dette, benyttet vi systematisk datavasking og visualisering i form av grafer, som bidro til å avdekke visse mønstre. Mer detaljer om dette finnes i beskrivelsene av delprosjektene.

Et av hovedproblemene oppstod i arbeidet med Volt/SOC-kurven, hvor resultatene viste store variasjoner i beregningene av SOH. Vi antar at disse svingningene delvis kan tilskrives støy i dataene, som igjen kan skyldes at batteriene opererer under reelle driftsforhold. Eksterne faktorer, som blant annet vær og bølgepåvirkning, kan ha hatt innvirkning på målingene og dermed på datakvaliteten. Selv om vi ikke med full sikkerhet kan fastslå at dette er hovedårsaken til variasjonene, peker det på en grunnleggende utfordring ved å bruke felldata uten tilgang på mer presise indikatorer. Eksplisitte målinger av RUL og SOH ville vært svært verdifulle for prosjektet, men slike data manglet dessverre i det tilgjengelige datasettet.

I arbeidet med dette prosjektet har det blitt tydelig at fraværet av en eksplisitt måling av batterihelse som RUL eller SOH i datasettet, hentet fra Corvus Energy, representerer en sentral utfordring for utvikling av prediktive modeller. For å imøtekommne dette ble det utforsket flere alternative tilnærmingar for å etablere et meningsfullt mål på batterihelse basert på tilgjengelige sensordata.

Blant de mest relevante kandidatene som ble vurdert, var beregning av indre motstand, estimering av SOH ut fra en Volt/SOC-kurve, samt anvendelse av modeller trent på eksterne datasett hvor SOH var tilgjengelig. I tillegg ble det benyttet visualiseringsverktøy, som Heatmaps, for å identifisere mønstre knyttet til degradering, selv i fravær av en direkte helseindikator.

Metoder som estimering av indre motstand, SOH-beregninger og modelloverføring fra eksterne datasett ga ikke resultater som var robuste eller presise nok til å kunne danne grunnlag for en pålitelig prediksjonsmodell.

På bakgrunn av dette må det konkluderes med at det, i dette prosjektet, ikke lot seg gjøre å identifisere et alternativt og valid mål på batterihelse som kunne erstatte faktiske målinger på RUL eller SOH på en modellmessig tilfredsstillende måte. Dette understreker kompleksiteten ved å arbeide med umerkede, operasjonelle datasett, og peker på behovet for videre forskning på metoder for helseindikator-estimering under slike forhold.

På bakgrunn av dette foreslår gruppen at fremtidig arbeid bør prioritere innsamling av målbare indikatorer på batterihelsen, gjennom kontrollerte kapasitetsmålinger.

En praktisk tilnærming til dette er å gjennomføre regelmessige fullstendige ladesykluser. Batteriet lades først opp til 100%, deretter utlades til 0%, og til slutt lades opp igjen til full kapasitet. Ved å måle den totale strømmen som flyter ut og inn av batteriet i løpet av denne prosessen, kan faktisk kapasitet beregnes. Denne verdien kan så brukes til å estimere SOH ved hjelp av formelen beskrevet i kapittel 3.1.2.

Hypigheten av slike kontrollerte tester vil naturlig nok avhenge av tilgjengelige ressurser og operasjonelle prioriteringer. Det kan være tilstrekkelig med én test per måned, per kvartal eller til og med årlig. Det avgjørende er at det finnes enkelte perioder med stabile og fullstendige målinger. Selv et begrenset antall slike datapunkter kan være tilstrekkelig til å interpolere helseindikatorer over tid, og redusere usikkerheten forbundet med støy og ufullstendige sykluser i operasjonelle data.

For at en prediksionsmodell skal være nyttig i praksis, er det imidlertid ikke nok at den fungerer på friske batterier, modellen må også kunne gjenkjenne lav SOH og dermed identifisere batterier med reell degradering. Dette forutsetter tilgang til data fra batterier som faktisk har svekket kapasitet. Fremtidig arbeid bør derfor også inkludere målinger fra batterier i sluttfasen av sin levetid, slik at modellen lærer å skille mellom normal variasjon og faktisk helsetap.

Ved å etablere et slikt referansegrunnlag vil det i større grad være mulig å validere modeller og oppdage langsiktige degraderingstrender. Dette vil være et viktig steg mot mer presise og pålitelige prediksjoner av batteriets helsetilstand i praksis.

Prosjektet har vært faglig krevende og teknisk komplekst, med utfordringer knyttet til både datamengde, datakvalitet og modellering. Likevel har arbeidet gitt verdifull innsikt i hvordan store og ustukturerte datasett fra batterisystemer kan bearbeides, visualiseres og brukes i utviklingen av prediktive modeller. Gjennom en iterativ prosess har vi opparbeidet solid erfaring med datahåndtering, maskinlæring og vurdering av modellens pålitelighet i møte med reelle driftsdata.

Selv om det gjenstår flere uløste problemstillinger, særlig rundt kvaliteten på SOH-estimatene og metodene for klassifisering, mener vi at rapporten og resultatene utgjør et viktig bidrag for videre arbeid med prediktivt vedlikehold av batterisystemer i maritime applikasjoner. Vår tilnærming og erfaring kan fungere som et utgangspunkt for fremtidige prosjekter som ønsker å utvikle mer treffsikre og automatiserte vedlikeholdsstrategier for batteridegrering.

Kilder

- Elektriske fergesamband i Hele landet* (Ingen dato). <https://www.tilnull.no/energi/ferger> [Lest 25 februar 2025]
- Miljødepartementet, K.-O. (2023) *Klimaendringer og norsk klimapolitikk*.
<https://www.regjeringen.no/no/tema/klima-og-miljo/innksartikler-klima-miljo/klimaendringer-og-norsk-klimapolitikk/id2636812/> [Lest 27 Januar 2025]
- Thelen, A. et al. (2024) 'Probabilistic machine learning for battery health diagnostics and prognostics—review and perspectives,' *Npj Materials Sustainability*, 2(1).
<https://doi.org/10.1038/s44296-024-00011-1> [Lest 22 Januar 2025]
- Energy2store (2024) 'Zašto zamijeniti olovne baterije litijskim baterijama?,' *Energy2store.hr - Specijalisti za baterije*, 27 November.
<https://www.energy2store.hr/no/zasto-zamijeniti-olvne-baterije-litijskim/> [Lest 21 februar 2025]
- Shieldenchannel (2024) *Temperaturområde og styringsstrategier for LiFePO4-batterier*. Tilgjengelig på: <https://no.shieldenchannel.com/blogs/battery/lifepo4-battery-temperature-range> [Lest 21 februar 2025]
- Hvordan fungerer lithiumbatterier? | Lading av elbil | Ladestasjoner.no* (Ingen dato).
<https://www.ladestasjoner.no/hurtiglading/Hvordan-fungerer-lithiumbatterier> [Lest 21 februar 2025]
- Bašić, H., Bobanac, V. and Pandžić, H. (2023) 'Determination of Lithium-Ion battery capacity for practical applications,' *Batteries*, 9(9), p. 459. Tilgjengelig på:
<https://doi.org/10.3390/batteries9090459> [Lest 10 Februar 2025]
- Rauf, H., Khalid, M. and Arshad, N. (2021) 'Machine learning in state of health and remaining useful life estimation: Theoretical and technological development in battery degradation modelling,' *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 156, p. 111903. Tilgjengelig på :
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111903> . [Lest 22 Januar 2025]
- Achshah, R.M. & Deva Prakash, T.R. (2021) A Simple Approach for Selecting the Best Machine Learning Algorithm. *International Journal of Scientific and Engineering Research*, 12(9), pp.902–909. Tilgjengelig på:
https://www.researchgate.net/publication/382265765_A_Simple_Approach_for_Selecting_the_Best_Machine_Learning_Algorithm [Lest Februar 2025]
- Hardesty, L. (2017) *Explained: Neural networks*. MIT News. Tilgjengelig på:
<https://news.mit.edu/2017/explained-neural-networks-deep-learning-0414> [Lest 17 Mai 2025]
- Mienye, I.D. Swart, T.G. and Obaido, G. (2024) 'Recurrent Neural Networks: A comprehensive review of architectures, variants, and applications,' *Information*, 15(9), p. 517. Tilgjengelig på:
<https://doi.org/10.3390/info15090517> [Lest 24.02.2025].
- Zaman, F.H.K., Ng, K.M. and Che Abdullah, S.A. (2025). *Comparative Analysis of Vision Transformers and CNN Models for Driver Fatigue Classification*. [online] ResearchGate. Tilgjengelig på:
https://www.researchgate.net/publication/391770937_Comparative_Analysis_of_Vision_Transformers_and_CNN_Models_for_Driver_Fatigue_Classification [Lest 20 May 2025].

Schröer, C., Kruse, F. & Gómez, J.M. (2021). *A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model*. Procedia Computer Science, 181, pp.526–534. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.199> [Lest 20 May 2025].

Liu, S. (2021). *Iontech battery dataset collection* [online]. Tilgjengelig på: <https://github.com/shiyunliu-battery/Iontech> [Lest 20 Apr. 2025].

Luh, M. Blank, T (2024). *Comprehensive battery aging dataset: capacity impedance fade measurements lithium-ion NMC/C-SiO cells* [dataset]. Tilgjengelig på: <https://radar.kit.edu/radar/en/dataset/kww7jv8ajuvchcah> [Lest 25 Mars. 2025]

Battery Archive (u.å.) *Battery Archive*. Tilgjengelig på: <https://www.batteryarchive.org/index.html> [Lest 17. mai 2025]

Vinuales, I. (2023) *Battery RUL Prediction*. GitHub. Tilgjengelig på: https://github.com/ignavinuales/Battery_RUL_Prediction [Lest 17. mai 2025].

Borges, P. (ingen dato) *Battery internal resistance chart*. Battery Tools. Tilgjengelig på: <https://batterytools.net/battery-internal-resistance-chart/> [Lest 13 May 2025].

Skaar, J. (2024). *Seriekobling*. Store norske leksikon. Tilgjengelig på: <https://snl.no/seriekobling> [Lest 16. mai 2025].

Figurliste

Figur 1 - Selv illustrert tegning på hvordan elektroner beveger seg. Side 7

Figur 2 og 3 - Yan, M., Liu, K., Guan, Z., Xu, X., Xu, Q. and Bao, H., 2018. Background Augmentation Generative Adversarial Networks (BAGANs): Effective Data Generation Based on GAN-Augmented 3D Synthesizing. *Symmetry*, 10(12), p.734. Tilgjengelig på: <https://doi.org/10.3390/sym10120734> [Lest 19 Mai 2025]. Side 9 og 10

Figur 4 - Sewaqu. (2010). *Linear regression* [online bilde]. Wikimedia Commons. Tilgjengelig på: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Linear_regression.svg [Lest 6 Mai 2025]. Side 11

Figur 5 - Wiso (2008) *Neural network example* [online bilde]. Wikimedia Commons. Tilgjengelig på: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Neural_network_example.svg [Lest 17 Mai 2025]. Side 11

Figur 6 - Ixnay. (2017). *Recurrent neural network unfold* [online bilde]. Wikimedia Commons. Tilgjengelig på: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Recurrent_neural_network_unfold.svg [Lest 6 Mai 2025]. Side 12

Figur 7 - Aphex34 (2015). *Typical cnn* [online bilde]. Wikimedia Commons. Tilgjengelig på: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Typical_cnn.png [Lest 20 Mai 2025] Side 13

Figur 8 - ThirdOrderLogic (2024). *Pyplot overfitting* [online bilde]. Wikimedia Commons. Tilgjengelig på: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Pyplot_overfitting.png [Lest 18 Mai 2025]. Side 14

Figur 9 - AAStein (2021). *Underfitted Model* [online bilde]. Wikimedia Commons. Tilgjengelig på: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Underfitted_Model.png [Lest 18 Mai 2025]. Side 14

Figur 10 - Kennethajensen (2013) *CRISP-DM Process Diagram* [online bilde]. Wikimedia Commons. Tilgjengelig på: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:CRISP-DM_Process_Diagram.png [Lest 02 April 2025]. Side 19

Figur 11 - Gantt-diagram, Egen illustrasjon. Side 21

Figur 12 - Forskjell mellom original data og bruk av median. Basert på data fra Battery Archive. Side 28

Figur 13 - Grafer som viser en trend mellom levetid og kolonnene. Basert på data fra Battery Archive. Side 29

Figur 14 - Visualisering av utregnet motstand på en pakke. Side 33

Figur 15 - Trening og valideringsloss. Side 35

Figur 16 - LSTM-modellens predikasjoner på båt A. Side 35

Figur 17 - Månedlig gjennomsnitt av LSTM-Predikasjoner for indre motstand på båt A. Side 36

Figur 18 - Månedlig median av LSTM-predikasjonene til båt A. Side 37

Figur 19 - Gjennomsnitt av predikasjoner på båt B i 2021. Side 37

Figur 20 - Median av predikasjoner på båt B i 2021. Side 38

Figur 21 - Gjennomsnitt av predikasjoner på båt B i 2024. Side 38

Figur 22 - Median av månedlige predikasjoner for båt B 2024. Side 39

Figur 23 - Månedlig gjennomsnitt av predikasjoner per måned på båt C. Side 39

Figur 24 - Median for predikasjoner av indre motstand per måned på båt C. Side 40

Figur 25 - Volt/SOC Kurve med gjennomsnitt. Egen visualisering av bearbeidet data fra Fjord1. Side 43

Figur 26 - Volt/SOC kurve fra en senere tid. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1. Side 43

Figur 27 - SOH over tid med bruk av median. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1. Side 44

Figur 28 - Resultat for kjent data. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1. Side 45

Figur 29 - Resultat for ukjent data. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1. Side 46

Figur 30 - Daglig heatmap. Egen visualisering basert på data fra Fjord1. Side 50

Figur 31 - Heatmap på ett år med data. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1. Side 51

Figur 32 - Spredningsplot for volt vs. SOC. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1. Side 51

Figur 33 - Korrelasjonsanalyse for båt B 2024. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1. Side 52

Figur 34 - Korrelasjonsanalyse for båt B 2020. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1. Side 52

Figur 35 - Korellasjonanalyse for båt C 2024. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1. Side 53

Figur 36 - Korrelasjonsanalyse for båt C 2020. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1. Side 53

Figur 37 - Spredningsplot av volt/SOC med fargekodet tid. Egen visualisering basert på bearbeidet data fra Fjord1. Side 54

Figur 38 - Resultat av CNN-modell. Eget resultat basert på data fra Fjord1. Side 55

Figur 39 - Predikasjon på ukjent data. Eget resultat basert på data fra Fjord1. Side 56

Figur 40 - Trening av ny CNN-modell. Eget resultat basert på data Fjord1. Side 57

Figur 41 - Nytt resultat for ukjent data. Eget resultat basert på data fra Fjord1. Side 58

Figur 42 - SOH-verdier over antall timer batteriet har vært i bruk. Egen visualisering basert på data fra Luh et al. (2024). Side 61

Figur 43 - Splineinterpolerte verdier av SOH over tid. Egen visualisering basert på data fra Luh et al. (2024). Side 62

Figur 44 - Forskjellige ladetilstander i det eksterne datasettet. Egen visualisering basert på data fra Luh et al. (2024). Side 63

Figur 45 - Volt for det eksterne datasettet når SOC er mellom 30-70%. Egen visualisering basert på data fra Luh et al. (2024). Side 63

Figur 46 - Volt for en utvalgt dag i Fjord1 data, med SOC 30-70%. Side 64

Figur 47 - Antall temperaturmålinger i det eksterne datasettet. Egen visualisering basert på data fra Luh et al. (2024). Side 64

Figur 48 - Mean squared error over epoker. Side 65

Figur 49 - Gjennomsnitt av daglige predikasjoner på båt A. Side 66

Figur 50 - Månedlig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt A. Side 66

Figur 51 - Daglig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt B i 2021. Side 67

Figur 52 - Månedlig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt B i 2021. Side 67

Figur 53 - Daglig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt B i 2024. Side 68

Figur 54 - Månedlig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt B i 2024. Side 68

Figur 55 - Daglig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt C i 2021. Side 69

Figur 56 - Månedlig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt C i 2021. Side 69

Figur 57 - Daglig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på båt C i 2023. Side 70

Figur 58 - Månedlig gjennomsnitt av SOH predikasjoner på C i 2023. Side 70

Tabellliste

Tabell 1 - Konsekvensdiagram. Side 22

Tabell 2 - Risikoanalyse. Side 23

Tabell 3 - Treningsresultater av forprosjektet. Side 30

Tabell 4 - Tilfeldig utvalgte predikasjoner på testdatasett. Side 31