



CHALMERS



Analys av digitala signaler för felidentifi- ering, underhållsoptimering och driftsop- timering i marina framdrivningssystem

Med fokus på relativ vattenmättnad i olja för tillståndsövervak-
ning och utveckling av adaptiva larmnivåer

Examensarbete inom högskoleprogrammet Mekatronik

Erik Häggström

Noel Lindmark

INSTITUTIONEN FÖR ELEKTROTEKNIK

CHALMERS TEKNISKA HÖGSKOLA

Göteborg 2026

www.chalmers.se

EXAMENSARBETE 2026

Analys av digitala signaler för felidentifiering, underhållsoptimering och driftsoptimering i marina framdrivningssystem

Med fokus på relativ vattenmättnad i olja för tillståndsövervakning
och utveckling av adaptiva larmnivåer

Erik Häggström
Noel Lindmark



CHALMERS

Institutionen för Elektroteknik
CHALMERS TEKNISKA HÖGSKOLA
Göteborg 2026

Analys av digitala signaler för felidentifiering, underhållsoptimering och driftsoptimering i marina framdrivningssystem
Med fokus på relativ vattenmättnad i olja för tillståndsovervakning och utveckling av adaptiva larmnivåer
NOEL LINDMARK, ERIK HÄGGSTRÖM

© NOEL LINDMARK, ERIK HÄGGSTRÖM, 2026.

Handledare: Filip Eliasson, Berg Propulsion
Examinator: Bertil Thomas, Elektroteknik

Examensarbete 2026
Institutionen för Elektroteknik
Chalmers Tekniska Högskola
SE-412 96 Göteborg
Telefon +46 31 772 1000

Omslagsbild: Bild på Berg Propulsions Azimuth thruster.

Skriuen i L^AT_EX
Göteborg 2026

Abstract

The purpose of this thesis was to analyze data from marine propulsion systems in order to improve monitoring, provide better support for maintenance, identify deviations at an early stage while minimizing false alarms. The work was carried out at Berg Propulsion with a focus on water in the propulsion systems oil.

The project resulted in an alarm system that uses trend lines, historical data, and dynamic alarm thresholds to detect rapid and gradual increases in the water content of the oil.

The results show that the proposed method has high potential within digital monitoring. By detecting deviations at an early stage, sudden operational downtime can be avoided while maintenance can be planned more efficiently.

For future work we recommend further testing of the method on additional vessels and the use of oil-specific information to define more accurate alarm thresholds.

Analys av digitala signaler för felidentifiering, underhållsoptimering och driftsoptimering i marina framdrivningssystem

Med fokus på relativ vattenmättnad i olja för tillståndsövervakning och utveckling av adaptiva larmnivåer

Noel Lindmark

Erik Häggström

Institutionen för Elektroteknik

Chalmers Tekniska Högskola

Sammanfattning

Syftet med detta examensarbete var att analysera driftdata från marina framdrivningssystem för att förbättra tillståndsövervakning, skapa mer underlag för underhållsarbete, identifiera avvikelser i tidigt skede och undvika falsklarm. Arbetet utfördes hos Berg Propulsion med särskilt fokus på vattenmättnad i framdrivningssystemets olja.

Projektet resulterade i ett larmsystem som använder trendlinjer, historisk data och dynamiska larmnivåer för att upptäcka snabba och långsamma ökningar i oljans vattenhalt.

Resultatet visar att den föreslagna metoden har hög potential inom digital övervakning. Genom att tidigt upptäcka avvikelser kan plötsliga driftstopp undvikas samtidigt som underhåll kan planeras mer effektivt.

För fortsatt arbete rekommenderar vi att metoden testas ytterligare på fler fartyg och att information om specifika oljetyper tas fram och används för mer exakta larmgränser.

Nyckelord: Tillståndsövervakning, Framdrivningssystem, Vattenmättnad, Avvikelse-detektering, Dataanalys, Regression, Larmsystem.

Förord

Detta examensarbete har genomförts som en del av vår högskoleingenjörsutbildning inom mekatronik vid Chalmers Tekniska Högskola.

Arbetet har utförts i samarbete med Berg Propulsion. Under arbetets gång har vi utvecklat våra kunskaper inom programmering, dataanalys och systemutveckling i ett verkligt projekt.

Vi vill rikta ett särskilt tack till vår handledare Filip på Berg Propulsion för hans stöd, vägledning och förmåga att tydliggöra problemställningar under projektets gång. Vi vill även tacka Simon, Viktor, Emil, Linus och Tommy för deras engagemang och värdefulla bidrag till arbetet.

Noel Lindmark, Erik Haggström, Göteborg, 06 2026

Akronymer

Nedan presenteras en lista över akronymer som använts i detta examensarbete i alfabetisk ordning:

| | |
|-----|---|
| API | Applikationsprogrammeringsgränssnitt |
| CPP | Ställbar Propeller (Controllable Pitch Propeller) |
| CSV | Kommaseparerade Värden (Comma-Separated Values) |
| CTO | Teknisk Direktör (Chief Technology Officer) |
| FPP | Fast Propeller (Fixed Pitch Propeller) |
| PPM | Miljondelar (Parts Per Million) |
| SKF | Svenska Kullagerfabriken |

Nomenklatur

Nedan presenteras nomenklaturen över de variabler som använts i detta examensarbete.

Variabler

| | |
|------------|---|
| R_s | Relativ vattenmättnad |
| C_w | PPM |
| C_{wsat} | Mättnadshalten vid en specifik temperatur |
| T | Temperatur |
| D | Drift |
| \bar{x} | Nuvarande median |
| \bar{b} | Föregående median |



Innehåll

| | |
|------------------------------------|-------------|
| Akronymer | x |
| Nomenklatur | xiii |
| Figurer | xvii |
| Tabeller | xix |
| 1 Inledning | 1 |
| 1.1 Bakgrund | 1 |
| 1.2 Syfte | 1 |
| 1.3 Mål | 2 |
| 1.4 Avgränsningar | 2 |
| 2 Metod | 3 |
| 2.1 Marknadsanalys | 3 |
| 2.2 Kravinsamling | 3 |
| 2.3 Förstudie | 4 |
| 2.4 Systemimplementation | 4 |
| 2.5 Testning | 4 |
| 3 Teknisk Bakgrund | 5 |
| 3.1 Vattenmättnad | 5 |
| 3.2 Oljeegenskaper | 6 |
| 3.3 Datainsamling | 6 |
| 3.4 Framdrivningssystem | 7 |
| 3.4.1 Azimuth thruster | 7 |
| 3.4.2 Axelpropeller | 8 |
| 3.5 Regression | 9 |
| 3.6 Hysteres | 9 |
| 3.7 Digital tvilling | 9 |
| 3.8 Grafana | 10 |
| 4 Genomförande | 11 |
| 4.1 Marknadsanalys | 11 |
| 4.2 Kravinsamling | 11 |
| 4.3 Förstudie | 12 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 4.4 | Lösning | 12 |
| 4.4.1 | Insamling av data | 12 |
| 4.4.2 | Analys av data | 13 |
| 4.4.2.1 | Avvikelser i data | 14 |
| 4.4.2.2 | Samband mellan vattenmättnad och temperatur . . . | 14 |
| 4.4.2.3 | Implementera larm | 16 |
| 4.4.2.4 | Visualisering av larm | 17 |
| 5 | Resultat | 19 |
| 5.1 | Visualisering av driftdata | 19 |
| 5.2 | Samband mellan temperatur och vattenmättnad | 19 |
| 5.3 | Implementering av adaptiva larmnivåer | 19 |
| 5.4 | Begränsningar i resultatet | 20 |
| 6 | Slutsats | 21 |
| | Bibliography | 23 |
| A | Appendix 1 | I |

Figurer

| | | |
|-----|--|----|
| 3.1 | Samband mellan ppm och relativ vattenmättnad per temperatur. (Författarens egen bild). | 6 |
| 3.2 | Bild på en Azimuth thruster från Berg Propulsion. [4]. Återgiven med tillstånd. | 8 |
| 3.3 | Bild på en propelleraxel från Berg Propulsion. [5]. Återgiven med tillstånd. | 8 |
| 3.4 | Illustration av hysteresfunktion. (Författarens egen bild). | 9 |
| 4.1 | Mätresultat för temperatur och vattenmättnad. (Författarens egen bild). | 13 |
| 4.2 | Samband mellan vattenmättnad och oljetemperatur. (Författarens egen bild). | 14 |
| 4.3 | Thruster föröver med trendlinjer. (Författarens egen bild). | 16 |
| 4.4 | Larmet i Grafana för färjans akterthruster. (Författarens egen bild). . | 17 |

Tabeller

- 4.1 Exempel på tabell för relativ vattenmättnad vid olika temperaturer. . 15

1

Inledning

Berg Propulsion är en global leverantör av marina framdrivningssystem och styrsystem. Företagets lösningar är kända för sin höga effektivitet och pålitlighet i tuffa marina miljöer. I takt med att framdrivningssystem utrustas med fler sensorer och digitala funktioner ökar möjligheten att analysera systemens hälsa och prestanda baserat på verklig driftsdata.

Framdrivningssystemen genererar kontinuerligt stora mängder digitala signaler. Dessa signaler kan användas för att både upptäcka behov av förebyggande underhåll och för att identifiera tidiga avvikelser som tyder på kommande problem. Samtidigt ger datan en unik möjlighet att förstå hur propellersystemet faktiskt opereras i verklig drift, i relation till de antaganden och optimeringsparametrar som systemet har kalibrerats för.

1.1 Bakgrund

I takt med den tekniska utvecklingen har framdrivningssystemen blivit alltmer digitaliserade. Moderna framdrivningsfartyg är utrustade med ett flertal sensorer som genererar mätdata såsom varvtal, tryck och temperatur. Genom att använda denna ökade mängd information så finns stora möjligheter att få en djupare förståelse för hur framdrivningssystemen fungerar och varför de fallerar.

Genom att analysera förändringar, mönster och avvikelser finns det möjlighet att upptäcka fel och optimeringsmöjligheter vilket skulle minska kostnader och oplanerade driftstopp.

1.2 Syfte

Syftet med detta examensarbete är att ta fram en lösning som hjälper Berg Propulsion att bättre nyttja sina digitala driftsdata. Fokus ligger på att:

- Identifiera mönster och trender i tidsseriedata som indikerar förändringar i systemets beteende.
- Upptäcka avvikelser som tyder på att ett fel har uppstått eller är på väg att inträffa.
- Stödja beslutsfattandet inom prediktivt underhåll.
- Utvärdera framdrivningssystemets beteende under olika driftfall.

1.3 Mål

Det förväntade resultatet är ett analys- och visualiseringsverktyg (exempelvis en instrumentpanel eller ett diagram) som presenterar avvikelser, trender och larmgränser. Resultatet ska vara ett hjälpmedel för felsökning och optimering samt kunna användas som underlag för underhållsbeslut.

1.4 Avgränsningar

I detta projekt kommer följande avgränsningar att gälla:

- Endast befintlig data kommer att analyseras.
- Ingen modifiering av hårdvara eller sensorer ingår i projektet.
- Ekonomisk analys av underhållsstrategier behandlas inte.
- Endast analys av vatten i olja ingår i projektet.

2

Metod

I detta avsnitt av rapporten beskrivs de olika metoder som har använts för att genomföra arbetet.

Arbetet baseras på en marknadsanalys som kompletterades med en kravinsamling för att identifiera behov som digital övervakning kan adressera. Efter att behoven hade identifierats genomfördes en förstudie där olika tillvägagångssätt för digital övervakning undersöktes med fokus på hur dessa kunde användas för att uppfylla de identifierade behoven.

2.1 Marknadsanalys

Syftet med marknadsanalysen var att skapa en förståelse för hur digital övervakning används i relevanta branscher och att identifiera lämpliga utvecklingsmöjligheter för Berg Propulsion.

Analysen omfattade en kartläggning av direkta konkurrenter till Berg Propulsion för att identifiera vilka tjänster de erbjuder baserat på digital övervakning. Detta gjordes i syfte att implementera en liknande lösning för Berg. Dessa tjänster analyserades och rangordnades utifrån deras genomförbarhet inom projektets tidsram. Resultatet användes som underlag vid framtagning av potentiella behov i kravinsamlingen.

2.2 Kravinsamling

För att skapa ett tydligt definierat projekt med värde för Berg Propulsion genomfördes en intern kravinsamling på företaget, där behov och möjliga utvecklingsmöjligheter samlades in från de olika avdelningarna inom forskning och utveckling.

Insamling av behov och utvecklingsmöjligheter skedde genom intervjuer med representanter från de berörda avdelningarna. De roller som intervjuades var teknikchefen (CTO), produktägaren för huvudpropellrarna och produktägaren för digitala lösningar.

2.3 Förstudie

Förstudien syftade till att analysera och ta fram lösningar för att uppfylla de behov som togs fram i kravinsamlingen med digital övervakning. För att förstå Bergs nuvarande situation med digital övervakning och design av framdrivningssystem hölls möten med kunniga personer inom respektive område. Dessa möten stärkte förståelsen om systemen ombord och gjorde det möjligt att komma fram till lämpliga lösningar.

2.4 Systemimplementation

Projektet utvecklades och testades i programmeringsspråket Python på grund av flexibiliteten språket ger med bibliotek som pandas och matplotlib.pyplot vid dataanalys. För att inte exponera känslig information direkt i källkoden användes en ".env-fil" för att lagra API-nycklar, URL:er och användarnamn på ett säkert sätt.

Utvecklingsprocessen genomfördes iterativt och inleddes med datainsamling. Därefter visualiserades datan och arbetet med larmfunktioner påbörjades. Larmet baserades på trendlinjer under olika tidsintervall tillsammans med tröskelvärden och enkel prediktion.

2.5 Testning

Testningen av systemet gjordes på två fartyg, en bogserbåt och en färja eftersom data fanns tillgänglig för dem. Efter att ha diskuterat avvikelserna i den relativa vattenmättnaden med den driftansvarige för färjan kunde larm skiljas från normala fluktuationer. Genom att ändra parametrarna i programmet kunde gränser sättas för att utlösa larmet vid rätt tillfälle och minimera risken för falska larm.

3

Teknisk Bakgrund

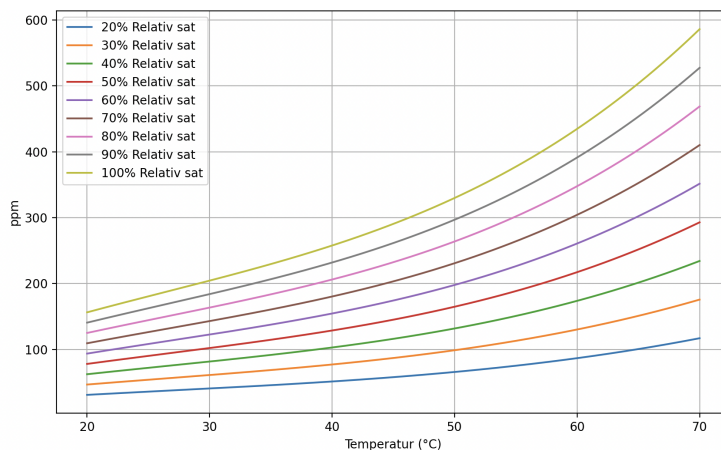
I detta kapitel introduceras de centrala begrepp och metoder som ligger till grund för den fortsatta analysen.

3.1 Vattenmättnad

Vattenmättnad är en viktig parameter när man pratar om olja då den påverkar oljans smörjande egenskaper, korrosion, oxidation och systemets livslängd. För att beskriva vatteninnehållet i en olja så används termerna absolut vattenhalt och relativ vattenmättnad i detta projekt.

Absolut vattenhalt är mängden vatten i olja, både löst och bundet i oljan. Absolut vattenhalt mäts ofta i ppm (Parts Per Million) eller mg/kg och används för att beskriva mängden vatten vid en tidpunkt.

Relativ vattenmättnad beskriver istället hur stor andel av den maximala vattenlösligheten som är uppnådd vid en specifik temperatur. Vid 100% relativ vattenmättnad börjar fritt vatten bildas eftersom oljan inte kan lösa mer vatten vid den temperaturen. Den relativa vattenmättnaden är starkt temperaturberoende då oljans förmåga att binda vatten ökar med ökad temperatur [1] vilket visualiseras i figur 3.1.



Figur 3.1: Samband mellan ppm och relativ vattenmättnad per temperatur. (Författarens egen bild).

Denna skillnad är viktig då alla oljor har olika egenskaper och därmed olika vattenlöslighet. Eftersom vattenlösligheten ökar med temperaturen kan den relativa vattenmättnaden minska även om den absoluta vattenhalten är oförändrad.

3.2 Oljeegenskaper

Oljor har flera fysikaliska och kemiska egenskaper som påverkar hur de beter sig i tekniska system.

Viskositet är ett mått på oljans motstånd mot att flöda, hög viskositet gör oljan trögflytande vilket passar bäst i system med stort slitage men kan leda till tryckförluster i hydrauliska system. Viskositet förändras med temperaturen, då temperaturen ökar så minskar viskositeten och oljan blir mer lättflytande [2].

Många oljor innehåller även additiv för att exempelvis förbättra smörjförmågan eller minska oxidation. Dessa tillsatser förbrukas vid användning och gör att oljans sammansättning inte är konstant vilket försvårar modellering av oljans kvalitet.

3.3 Datainsamling

För att samla in mätdata för analysen användes ett applikationsprogrammeringsgränssnitt (API) vilket möjliggjorde för en strukturerad och konsekvent datahantering. Ett API är ett gränssnitt som gör det möjligt för program att kommunicera med varandra och utbyta data [3]. De insamlade värdena lagras i en CSV-fil vilket därefter möjliggör visualisering och analys av data med hjälp av lämpliga dataanalysverktyg.

Mätvärdena omfattar temperatur, relativ vattenmättnad och tidsstämplar vilket är centralt för projektet för att analysera olika driftsförhållanden samt hitta mönster, avvikelser och variationer i systemet.

3.4 Framdrivningssystem

För att omvandla fartygsmotorernas mekaniska energi till framdrivande kraft levererar Berg Propulsion två typer av huvudframdrivningssystem: Azimuth thruster och axelpropeller.

3.4.1 Azimuth thruster

Azimuth thruster är en typ av framdrivningssystem där propellern är monterad i en roterbar enhet, ofta kallad pod, som kan vridas 360 grader runt en vertikal axel. Detta innebär att roder inte behövs eftersom dragkraften kan riktas i valfri riktning.

Azimuth-enheter är antingen utrustade med fast stigning på propellerbladen, Fixed Pitch Propellers (FPP) eller ställbara propellerblad, Controllable Pitch Propeller (CPP) vilket innebär att propellerstigningen kan justeras under drift [4]. Kombinationen av enhetens roterbarhet och CPP ger fartyget en mycket god manövreringsförmåga.

Berg Propulsion har producerat Azimuth thrusters i ett antal år och genom kontinuerlig utveckling har Berg Propulsion kunnat ta fram nya generationer av Azimuth thrusters där brister från tidigare generationer har åtgärdats och förbättringar har implementerats. Specifikationer som är relevanta för detta arbete inkluderar att den första generationens Azimuth thruster endast är utrustad med en sensor som mäter vattenmättnad och temperatur i oljan för framdrivningssystemet. Dessutom är oljecirkulationen begränsad vilket påverkar kvaliteten på mätdata samt möjligheten att upptäcka förändringar i systemets tillstånd. Dessa begränsningar har åtgärdats i senare generationer av Azimuth thrusters. Exempelvis är den tredje generationens Azimuth thruster utrustad med flera sensorer för mätning av vattenmättnad och temperatur i oljan, samtidigt som oljecirkulationen har förbättrats för att ge mer tillförlitliga och representativa mätvärden.

I applikationer där hög manövrerbarhet och precision krävs, till exempel bogserbåtar, färjor och offshorefartyg är Azimuth thruster ett lämpligt framdrivningssystem. En vanlig konfiguration är att installera två Azimuth thrusters, antingen placerade i fören och aktern eller på styrbord respektive babord sida vilket ökar fartygets manövreringsförmåga ytterligare.

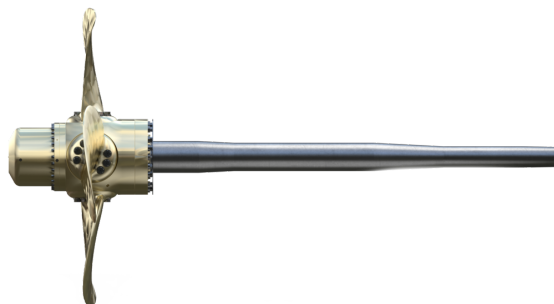


Figur 3.2: Bild på en Azimuth thruster från Berg Propulsion. [4]. Återgiven med tillstånd.

3.4.2 Axelpropeller

Det andra huvudframdrivningssystem som Berg Propulsion erbjuder är det klassiska systemet där propellern är monterad på en axel som drivs antingen direkt av huvudmaskinen eller via en växel [5]. Detta är den mest traditionella typen av framdrivningssystem och används på en mängd olika fartyg och kan antingen utrustas med FPP eller CPP [6].

Jämfört med en Azimuth thruster så kräver denna typ av system att fartyget är utrustat med separata roder för att styra fartyget, detta innebär generellt något sämre manövreringsförmåga. Ur ett underhållsperspektiv är Azimuth thrusters mer komplexa, systemet kräver mer underhåll och reparationer är mer tidskrävande på grund av en mer avancerad konstruktion. Konventionella axelpropellersystem är i regel enklare att underhålla och reparera vilket kan leda till högre driftsäkerhet.



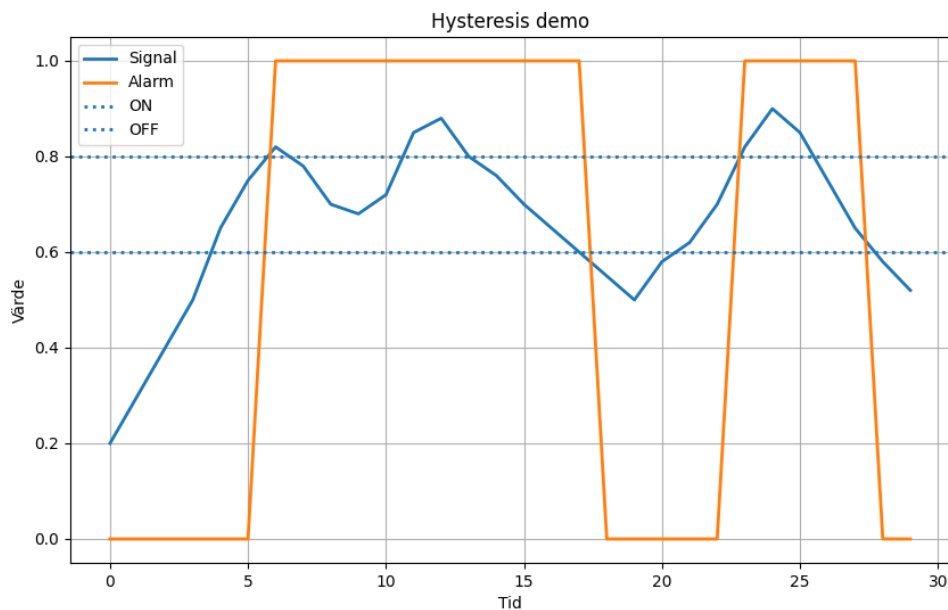
Figur 3.3: Bild på en propelleraxel från Berg Propulsion. [5]. Återgiven med tillstånd.

3.5 Regression

För att anpassa en modell till datapunkter kan regression användas, det är en central teknik inom statistik och analys som bygger på att skatta en funktion som beskriver sambandet mellan en beroende variabel och oberoende variabler [7]. Metoden bygger på att minimera kvadratsumman av avvikelserna, den framtagna linjen eller kurvan representerar då den trend som bäst förklarar relationen mellan variablerna och kan användas för prognoser och uppskattningar av framtida värden. I detta projekt används både linjär regression samt polynomregression av tredje graden för trendlinjer och modellanpassning.

3.6 Hysteres

Hysteres, även kallat dödband är en teknik som används inom industrin för att minimera fluktuationer hos larm [8]. Den innebär att två gränser används: en övre gräns för att aktivera larmet och en lägre återställningsgräns vilket visualiseras i figur 3.4. På så sätt får larmet ett minne av sitt tillstånd och undviker att växla av och på snabbt med små variationer i signalen.



Figur 3.4: Illustration av hysteresfunktion. (Författarens egen bild).

3.7 Digital tvilling

En digital tvilling är en virtuell modell av ett system eller objekt som används för att spegla verkligheten [9]. Modellen kan uppdateras med data för att efterlikna det fysiska systemets beteende, på så sätt möjliggörs analys, simulering och övervakning

utan att påverka verkligheten vilket kan vara mycket kostnadseffektivt. Digitala tvillingar kan även användas för att få förbättrad förståelse, prediktion och optimering i tekniska system.

3.8 Grafana

Grafana är en öppen källkodsplattform för visualisering och övervakning av data i realtid. Plattformen kan användas för att samla in, analysera, utlösa larm och presentera data från datakällor genom grafer, tabeller och dashboards. Grafana används ofta inom industrin där stora mängder data behöver analyseras och övervakas på ett tydligt och användarvänligt sätt. Genom att visualisera data i realtid underlättar det felsökning, övervakning och beslutsfattande för exempelvis underhållstekniker och operatörer.

4

Genomförande

I detta avsnitt beskrivs hur de metoder som presenterades i metodkapitlet tillämpades i praktiken under arbetets gång.

4.1 Marknadsanalys

Marknadsanalysen genomfördes genom en bred undersökning av system och lösningar för digital övervakning och prediktion. Analysen omfattade både direkta konkurrenter till Berg Propulsion, såsom Schottel och Kongsberg, samt aktörer från andra brancher där digital och prediktiva lösningar används. Syftet var att skapa en förståelse för marknadens utveckling och kundernas behov. Information om konkurrenternas tjänster hämtades från deras officiella hemsidor samt med stöd av AI-baserade analysverktyg. Prompt och tillhörande svar finns i appendix A.1.

Marknadsanalysen visade att lösningar för underhåll och häslok kontroll av olika system är vanligt förekommande inom digital övervakning, vilket bekräftar relevansen i att vidareutveckla detta område inom projektet. De tjänster som bedömdes möjliga att implementera hos Berg Propulsion i förenklad form inom projektets tidsram var till stor del inriktade på just dessa områden. Analysen bidrog även med inspiration kring hur andra aktörer och brancher arbetar med digital övervakning- och prediktionslösningar.

Utifrån analysen valdes ett antal tjänster ut som togs vidare till kravinsamlingen och ansågs möjliga att implementera. Dessa inkluderade exempelvis koncept som digital tvilling och maskininlärning, med syfte att möjliggöra övervakning av framdrivningssystemet och identifiera potentiella fel vid drift.

4.2 Kravinsamling

För att identifiera relevanta behov inom projektet genomfördes intervjuer med representanter från olika avdelningar inom forskning och utveckling. För att hålla intervjuerna strukturerade och kunna organisera svaren som togs emot förbereddes frågor i förväg vilket finns i appendix A.2.

Intervjuer genomfördes med CTO, Product Manager Main Propellers och Product Manager Digital Solutions. Utifrån dessa intervjuer identifierades ett antal centrala

behov, där det mest framträdande var övervakning av vattenhalten i framdrivningssystemets olja, slitage på nav, omställningstryck för pitch, pitchmängd samt behov av prediktivt underhåll.

Efter vidare samtal med personal kom det fram att serviceingenjörerna på Berg ville undersöka ett sätt att utveckla systemet för att övervaka vattenhalten i framdrivningssystemets olja. I syfte att kunna larma fartyget vid eventuell läcka på framdrivningssystemet med mer precision än tidigare. Utifrån denna information beslutades det att behovet av att kunna övervaka vattenhalten i framdrivningssystemets olja med högre precision är det behov som ska försökas uppfyllas.

4.3 Förstudie

Förstudien genomfördes genom möten med anställda inom Berg Propulsion i syfte att skapa en förståelse för hur digital övervakning används, hur framdrivningssystemen är uppbyggda samt vilka resurser som finns tillgängliga för att uppfylla behovet.

Marknadsanalysen visade att konkurrenter arbetar med metoder som digital tvilling och maskininlärning för digital övervakning. Genom förstudien konstaterades att omfattningen för en sådan metod skulle vara för tidskrävande och komplicerad för detta projekt eftersom systemet påverkas av flera svårmodellerade och icke-deterministiska faktorer samt skulle kräva avancerade fysikaliska modeller.

Möten hölls därefter med Tommy Vikstrand, produktägare för digitala tjänster och lösningar, samt Victor Abrahamsson, teknisk säljare och affärsutveckling. Genom dessa möten framgick det att Berg i dagsläget har begränsad tillgång till driftdata, då endast ett fåtal fartyg skickar data till företaget via API:n. Ett av dessa fartyg är en färja som är utrustad med två stycken Azimuth thrusters från Berg Propulsion, en i fören och en i aktern.

Den data som fanns tillgänglig omfattar bland annat den relativa vattenmättnaden och temperaturen på oljan i framdrivningssystemet. Denna data kan hämtas via ett API och används som underlag i det fortsatta arbetet.

4.4 Lösning

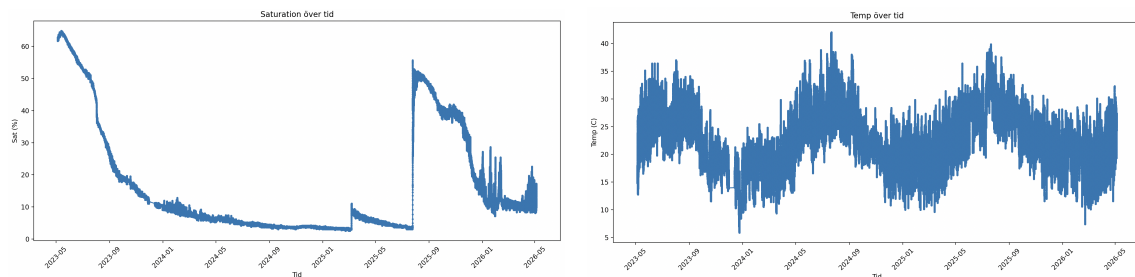
I detta avsnitt kommer lösningsprocessen för hur larmet togs fram att presenteras.

4.4.1 Insamling av data

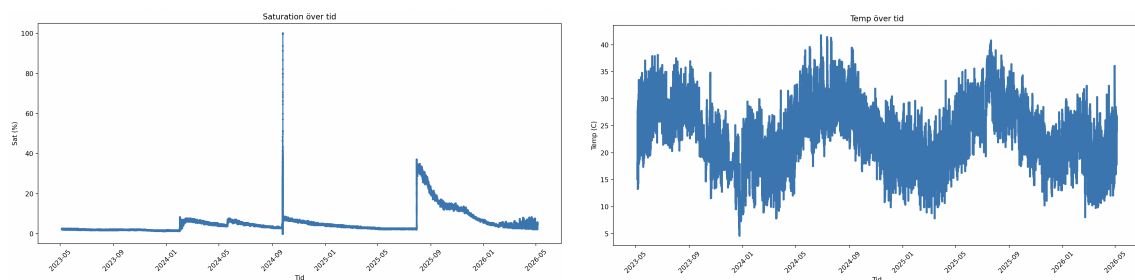
Första steget av lösningen var att samla in data för vattenmättnad och temperatur för oljan i framdrivningssystemet från ett specifikt fartyg, i syfte att sedan kunna analysera datan och förstå hur mätvärdena reagerar vid eventuella läckage i fartygets framdrivningssystem.

Insamlingen av data gjordes med hjälp av ett API och data samlades in från färjan. Tack vare att färjan har skickat data i flera år underlättas identifiering av trender i datan och analys av säsongsvariationer.

Efter att ha fått tillgång till API-nyckeln skrevs ett Python-program som hämtade datapunkter för oljetemperatur och vattenmättnad över tid, dessa punkter visualiserades sedan i grafer med hjälp av `matplotlib.pyplot`. Nedan visas grafer för vattenmättnaden respektive oljetemperatur för färjans azimuth thrusters i fören och aktern.



(a) Vattenmättnad för azimuth thrustern i fören (b) Temperatur fören



(c) Vattenmättnad för azimuth thrustern i akter (d) Temperatur aktern

Figur 4.1: Mätresultat för temperatur och vattenmättnad. (Författarens egen bild).

Enligt graferna i figur 4.1a och 4.1c ökar vattenmättnaden kraftigt vid vissa tidpunkter. Orsaken till dessa kraftiga ökningarna var initialt okänd och analyserades vidare i 4.4.2. Figur 4.1b och 4.1d visar inga avvikelser och följde förväntade variationer, att oljetemperaturen ökar och minskar enligt årstiderna.

4.4.2 Analys av data

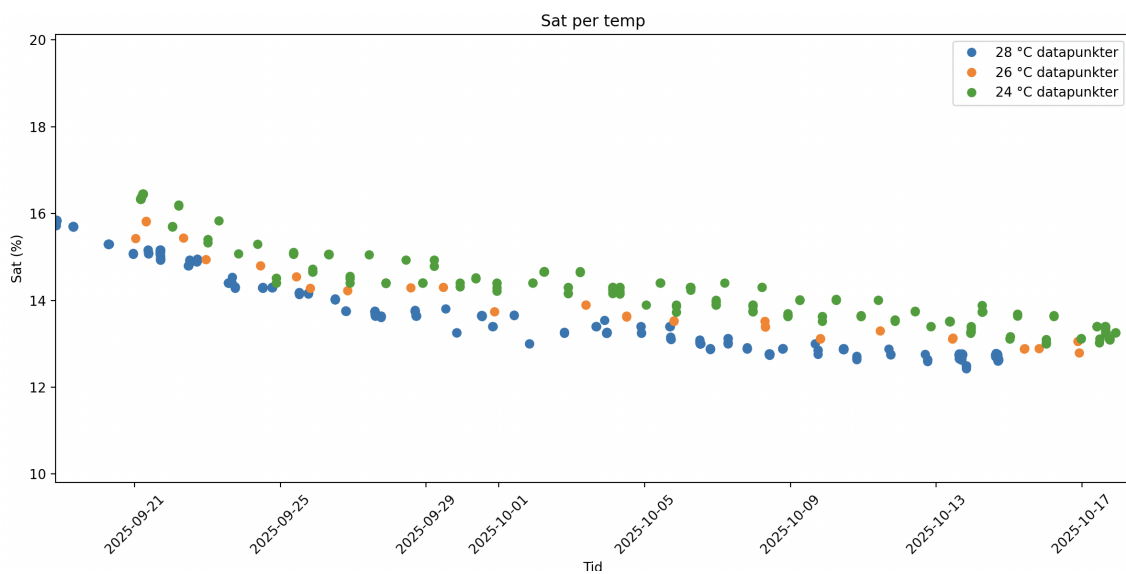
Efter insamling av data påbörjades analysarbetet, där målet var att förstå vissa avvikelser i datan samt att identifiera mönster i hur oljetemperaturen och vattenmättnaden i oljan påverkar varandra för att sedan kunna producera ett larm som bygger på dessa mönster.

4.4.2.1 Avvikelser i data

För att säkerställa att data från färjan inte var felaktig behövdes orsaken till de kraftiga ökningarna i vattenmättnaden utredas. För att ta reda på detta kontaktades den driftansvarige för färjan på Trafikverket. Ett möte hölls med den driftansvarige där det framgick att färjan hade bytt thruster i fören 19 juli 2023 samt thruster i aktern den 1 april 2020 på grund av läckage. Med den informationen kunde den höga vattenmättnaden under 2023 i figur 4.1a förklaras till skillnad från de övriga kraftiga ökningarna i vattenmättnad där ingen orsak identifierades. För att kunna grunda larmet på data som innehåller larmtillfällen bedömdes de andra kraftiga ökningarna i vattenmättnad som händelser där larmet ska utlösas.

4.4.2.2 Samband mellan vattenmättnad och temperatur

För att visualisera sambandet mellan vattenmättnad och oljetemperatur gjordes grafer där den relativa vattenmättnaden illustreras på y-axeln och oljans temperatur motsvarar färgerna på datapunkterna. Nedan visas ett exempel från färjans aktertruster.



Figur 4.2: Samband mellan vattenmättnad och oljetemperatur. (Författarens egen bild).

Grafen i figur 4.2 visar tydligt att oljetemperaturen har stor påverkan på den relativa vattenmättnaden. När temperaturen ökar minskar den relativa vattenmättnaden. Detta samband är viktigt att kunna se i grafen för att säkerställa att datan som skickas från fartyget är korrekt och inte missvisande.

Eftersom larmet ska övervaka om själva vattenhalten har ökat i oljan och vattenmättnad och temperatur i sig inte beskriver hur mycket vatten som faktiskt finns i oljan, behövs en formel för att beräkna detta [10]. För att omvandla relativ vattenmättnad till ppm vilket är ett mått på absolut vattenhalt används formeln nedan

(4.1).

$$R_s = 100 * \frac{C_w}{C_{wsat}} \quad (4.1)$$

Vilket man kan skriva om till (4.2) med hjälp av lite algebra.

$$C_w = C_{wsat} * \frac{R_s}{100} \quad (4.2)$$

Termen C_{wsat} i formeln (4.2) är starkt kopplad till oljans egenskaper och påverkas av en mängd faktorer såsom vilka additiv som används i oljan, oljans ålder och kontaminering med andra oljor eller vätskor [11]. Tyvärr är informationen om termen C_{wsat} sällan specificerad av oljans tillverkare, och i Bergs installationsguide för azimuth thrusters rekommenderas oljor bara baserat på viskositet. Detta leder till att fartyg inte kommer att vara utrustade med samma typ av olja i framdrivningssystemet, och additiv och andra faktorer som påverkar oljans vattenabsorptionsförmåga kommer att variera kraftigt. Därför blir det svårt att modellera C_{wsat} i funktionen (4.2) till att passa alla fartyg.

Med hjälp av en intern tabell från Berg Propulsion kunde en generell uppskattning av C_{wsat} termen göras som kan användas som en allmän lösning för att omvandla mätvärdena till ppm. Denna metod används främst för att skapa en grov uppfattning av den absoluta vattenmättnaden. Genom att använda den givna tabellens värden för ppm vid 100% relativ vattenmättnad skapades ekvationen (4.3) genom polynomregression av tredje graden vilket hade ett medelfel på 1.25% från tabellen.

$$C_w = R_s * \frac{0.00229526T^3 - 0.18095571T^2 + 9.49728049T + 20.49417249}{100} \quad (4.3)$$

För att komma runt problemet med C_{wsat} termen undersöktes en annan typ av metod för att mäta ökning av vattenhalten i oljan. Metoden gick ut på att övervaka ökning på den relativa vattenmättnaden vid specifika temperaturer istället för att omvandla mätvärdena till ppm för att upptäcka ökning i vattenhalten. Nedan visas en tabell för att illustrera denna metod.

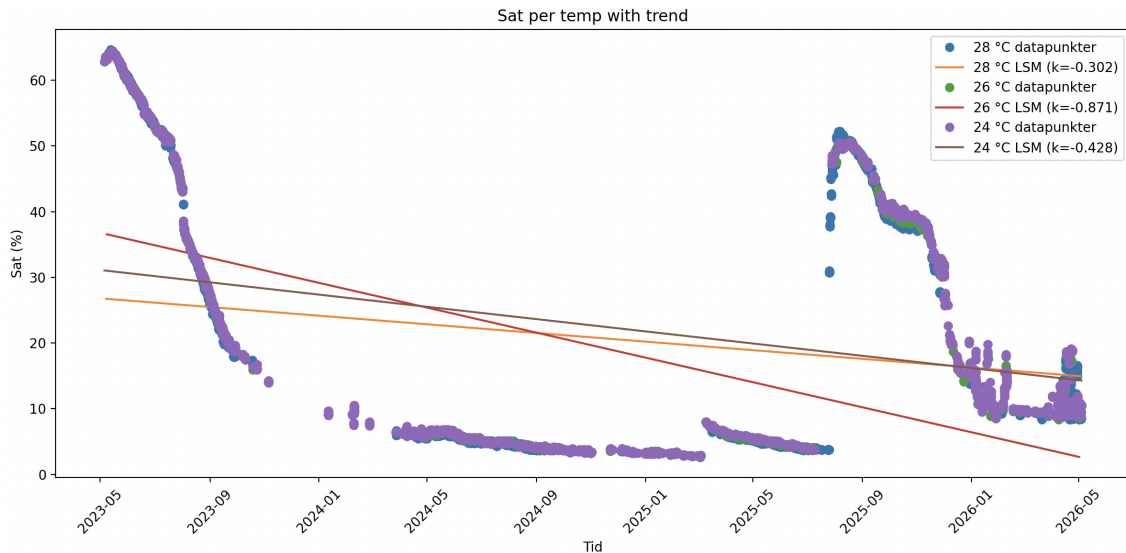
| Dag / Temp | 19° | 20° | 21° | 22° | 23° |
|------------|-----|-----|-----|-----|-----|
| 1 | 15% | 14% | 13% | 12% | 11% |
| 2 | 15% | 14% | 13% | 12% | 10% |
| 3 | 14% | 13% | 12% | 11% | 10% |
| 4 | 14% | 13% | 12% | 11% | 10% |
| 5 | 13% | 12% | 11% | 10% | 10% |

Tabell 4.1: Exempel på tabell för relativ vattenmättnad vid olika temperaturer.

Tabellen i 4.1 visar hur den relativa vattenmättnaden varierar vid specifika temperaturer. Genom att endast jämföra ökning i den relativa vattenmättnaden vid specifika temperaturer elimineras osäkerheten med C_{wsat} , vilket resulterar i en metod för att monitorera ökning i vattenhalten oberoende av vilken typ av olja som fartyget använder. Denna metod användes som grund för larmsystemet.

4.4.2.3 Implementera larm

För att implementera metoden för övervakning av den relativa vattenmättnaden vid specifika temperaturer användes inledningsvis linjär regression för att skapa trendlinjer för olika temperaturer. Trendlinjernas lutning används sedan för att beskriva hur vattenmättnaden ändras över tid vid en specifik temperatur.



Figur 4.3: Thruster föröver med trendlinjer. (Författarens egen bild).

Grafen i 4.3 illustrerar tre trendlinjer för tre olika temperaturer. På grund av det långa tidsintervallet tas läckaget 2023 med i beräkningen av trendlinjerna och får därför en negativ lutning. Implementeringen av metoden bygger på användning av trendlinjer med olika tidsspänn för att upptäcka två typer av läckage. Den första typen är ett litet läckage som gradvis ökar över tid, denna typ av läckage ska en långsiktig trendlinje detektera. Den andra typen är ett snabbt och kraftigt ökande läckage där avsikten är att en kortsiktig trendlinje ska upptäcka detta och utlösa larmet. Syftet var att larmet ska larma vid en viss positiv lutning av dessa trendlinjer.

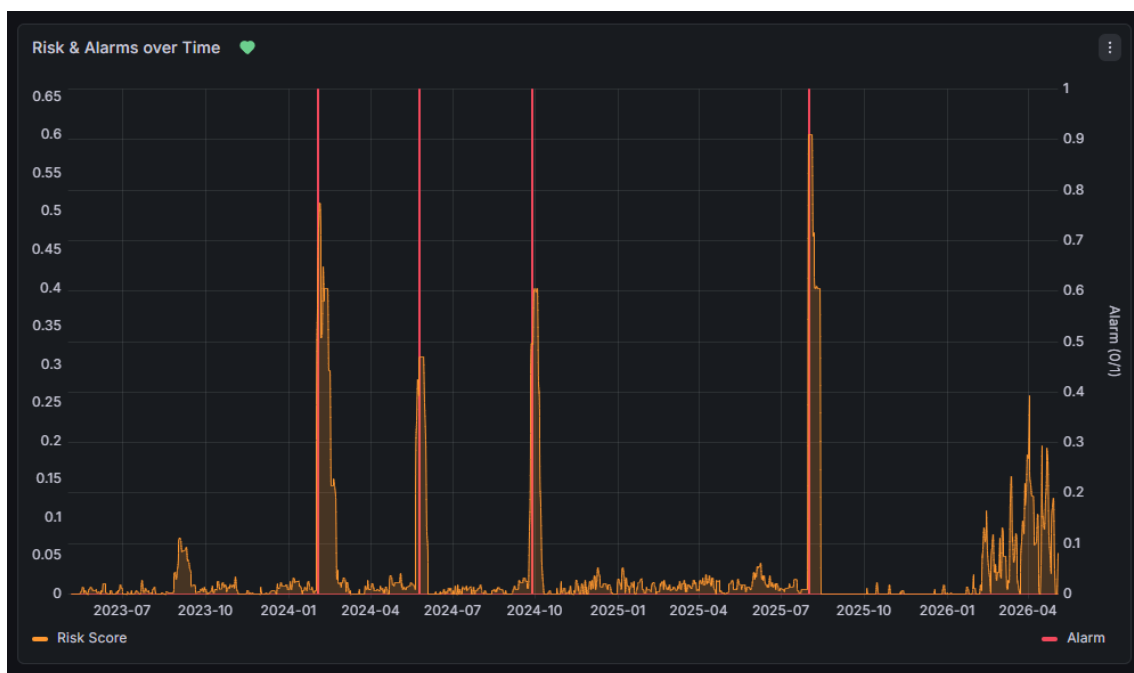
För att förbättra larmets förmåga att detektera långsamma ökningarna som inte alltid ger en tydlig positiv lutning på den långsiktiga trendlinjen implementerades en driftparameter enligt (4.4) där termen e^{-6} används för att undvika division med noll vid låga medianvärden. Parameterns uppgift är att mäta och jämföra dagens medianvärde för relativa vattenmättnaden för en viss temperatur med en normalnivå. Normalnivån definieras som ett rullande medianvärde över de senaste 30 dagarna. Driftparametern möjliggör identifiering av ihållande ökningarna över tid även när förändringen av vattenmättnaden är för låg för att generera en tydlig positiv lutning på den långsiktiga trendlinjen. Kombinationen av driftparametern och långsiktig trendlinje resulterar i ett mer heltäckande larmsystem för att upptäcka långsamt vattenintrång.

$$D = \frac{\bar{x} - \bar{b}}{\bar{b} + e^{-6}} \quad (4.4)$$

Det slutgiltiga larmet består av en kombination av de ovan nämnda metoderna. Långa och kortsiktiga trendlinjer baserade på linjär regression för att kunna detektera långsamma och snabba ökningar av vattenmängd. Driftparametern som upptäcker avvikelser som är konstanta från normaldriften även vid mycket små och långsamma förändringar. Dessa metoder kompletteras även med två hårda gränser. En bygger på den grova uppskattningen av ppm, där larmgräns sätts till 200 ppm enligt SKF:s rekommendationer för rullager [12][13], då kullager bedömdes vara de mest känsliga komponenterna i thrustern. Det andra larmet är en hård gräns på 70% relativ vattenmättnad. Tillsammans bidrar dessa larmmetoder till ett mer robust larmsystem som kan detektera tidiga varningssignaler och kritiska ökningar i vattenmängd.

4.4.2.4 Visualisering av larm

För att utvärdera larmsystemets funktion visualiserades larmet i Grafana genom att överföra larm- och riskvärden i en CSV-fil.



Figur 4.4: Larmet i Grafana för färjans akterthruster. (Författarens egen bild).

I figur 4.4 visualiseras larmsystemet för färjans akterthruster. När det röda värdet når 1 indikerar det att larmet är aktivt, detta resulterade i fyra larm vilket var det förväntade resultatet. Den gula linjen i grafen visar en riskparameter som implementerades i larmet. Riskparametern bygger på vikter som tillämpas på de dynamiska och adaptiva larmkomponenterna: kortsiktig trendlinje, långsiktig trendlinje och driftparametern. Dessa viktade värden adderas sedan till riskparametern, därefter analyseras summan av riskparametern för att avgöra om larmet ska utlösas

4. Genomförande

eller inte. Här används hysteres för att göra larmet mer robust genom att larma när parametern överstiger värdet 0,3 och slås av när värdet är under 0,1.

5

Resultat

I detta kapitel presenteras resultatet från analysen samt implementationen av larmfunktionen för övervakning av vattenmättnad i olja hos marina framdrivningssystem.

5.1 Visualisering av driftdata

Det utvecklade visualiseringsverktyget möjliggjorde insamling och visualisering av driftdata från färjan och bogserbåten. Genom att analysera vattenmättnaden hos fartygen kunde tydliga samband och avvikelser i driftdata identifieras.

Visualiseringen av färjans driftdata visade att den relativa vattenmättnaden varierade kraftigt under vissa perioder samt att det fanns fyra toppar mellan 2023 och 2026. En av dessa fyra toppar kunde kopplas till ett byte av thrustern i fören vilket visar att denna data kan användas till att identifiera läckage i framdrivningssystemet.

5.2 Samband mellan temperatur och vattenmättnad

Analysen av driftdata visade på en tydlig koppling mellan temperatur och relativ vattenmättnad. När temperaturen minskade ökade den relativa vattenmättnaden trots att den absoluta vattenmättnaden inte hade förändrats betydelsefullt. Genom att jämföra vattenmättnaden vid specifika temperaturer enligt tabell 4.1 kunde risken för felaktiga larm minimeras då ändringarna i relativ vattenmättnad inte var temperaturberoende.

Genom polynomregression av tredje graden anpassades även en omvandlingsformel från relativ vattenmättnad till ppm utifrån en approximerad tabell vilket har ett begränsat användningsområde då denna tabell skulle variera kraftigt beroende på vilken olja som används.

5.3 Implementering av adaptiva larmnivåer

Från analysen implementerades ett larmsystem baserat på adaptiva nivåer. Larmet byggdes genom att:

- gruppera relativ vattenmättnad efter temperaturer,

- analysera historisk data och anpassa vikter för att uppnå rätt känslighet på larmet,
- identifiera ökningarna i den relativa vattenmättnaden vid specifika temperaturer,
- sätta en basnivå för kontroll av driftning,
- extrapolera långtidstrend till gränsvärdet för prognos,
- använda hysteres för att minimera risken för oönskade fluktuationer i larmet.

Genom hysteresfunktionen reducerades fluktuationerna i larmet vilket gav rena signaler och skapade ett stabilare system.

Resultatet visade att metoden kunde identifiera avvikelser i driftdata genom justering av vikter för lutningen samtidigt som falska larm undviks.

5.4 Begränsningar i resultatet

Resultatet begränsades av att data endast fanns tillgängligt för två fartyg vilket innebär att variationen i testningen ej är optimal. Detta innebär att resultatet kan variera med olika typer av oljor och driftförhållanden. Eftersom Bergs rekommendation inte begränsar valet av olja till en specifik olja så kommer det även att finnas avvikelser i omvandlingsmetoden då alla oljor har olika egenskaper.

Trots dessa begränsningar visar larmet på en lovande metod då alla mål uppfylldes med den data som fanns tillgänglig. Resultatet visar att temperaturanalys och adaptiva larmnivåer kan användas som grund för tillståndsovervakning, felidentifiering och prediktion.

6

Slutsats

Syftet med detta examensarbete var att undersöka hur driftdata från Berg Propulsion kan användas för tillståndsovervakning, prediktion eller felidentifiering. Arbetet resulterade i ett larmsystem från analys av relativ vattenmättnad och temperatur i två av deras fartyg. Fokuset i arbetet var att identifiera läckage och avvikelser i framdrivningssystemet utan falsklarm.

Resultatet blev ett analys- och visualiseringsverktyg som uppfyllde samtliga målsättningar och visar på en lovande metod. Trots begränsad driftsdata visar resultatet att analys av relativ vattenmättnad har stor potential inom marina framdrivningssystem då metoden kan bidra till minskad risk för oplanerade driftstopp och ge underlag för prediktivt underhåll.

För framtida arbete rekommenderar vi att skapa profiler för olika typer av oljor där mer exakta parametrar och gränsvärden kan användas, genom att minimera variansen till en enskild typ av olja skulle larmen bli betydligt mer exakta. Vidare så bör larmfunktionen även testas grundligt på ytterligare typer av fartyg då färjan och bogserbåten varierade avsevärt i temperatur och drift.

Litteraturförteckning

- [1] L.Lewand, "Understanding Water in Transformer Systems," Neta World, [Online]. Tillgänglig: https://www.dryoutsystems.com/images/Understanding-Water_in_Transformer_Systems_-_Lance_Lewand.pdf, Hämtad: 2026-05-11.
- [2] R. Wu, C. Qin, G. Huang, J. Tao and C. Liu, "Long Term Prediction of Hydraulic Oil Properties with Sample Convolution and Interaction Networks," 2023 9th International Conference on Fluid Power and Mechatronics (FPM), Lanzhou, China, 2023, pp. 1-5, doi: 10.1109/FPM57590.2023.10565519.
- [3] T. Biscontini, "Application programming interface (API).," Salem Press Encyclopedia of Science, [Online]. Tillgänglig: <https://research.ebsco.com/c/lu54te/viewer/html/4c7nfshxeb>, Hämtad: 2026-04-25.
- [4] Berg Propulsion, "Azimuth Thruster," [Online]. Tillgänglig: Berg Propulsion, Hämtad: 2026-05-08.
- [5] Berg Propulsion, "Fixed Pitch Propeller," [Online]. Tillgänglig: Berg Propulsion, Hämtad: 2026-05-08.
- [6] Berg Propulsion, "Controllable Pitch Propeller," [Online]. Tillgänglig: Berg Propulsion, Hämtad: 2026-05-08.
- [7] R. Tantawi, "Linear regression," Salem Press Encyclopedia of Science, [Online]. Tillgänglig: <https://research.ebsco.com/c/lu54te/viewer/html/7x35n4sqzf>, Hämtad: 2026-05-08.
- [8] S. Yang, Y. Zhang and X. Zhang, "A Noise-Resilient Detection Algorithm for Runway Incursions Based on Kalman Filtering and Dynamic Hysteresis Logic," in IEEE Access, vol. 13, pp. 197663-197677, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3634758.
- [9] J.Ungvarsky, "Digital twin," Salem Press Encyclopedia of Science, [Online]. Tillgänglig: <https://research.ebsco.com/c/lu54te/viewer/html/d2hndirgkf>, Hämtad: 2026-05-08.
- [10] S.Jiroutek, "Moisture in Transformer Oil Behavior A deeper look into a complex phenomenon," Vaisala Inc, [Online]. Tillgänglig: Vaisala webinar PDF, Hämtad: 2026-05-08.
- [11] Pall, "Measuring Water Content as Percent of Saturation," [Online]. Tillgänglig: <https://www.pall.com/en/solutions/water-content.html>, Hämtad: 2026-05-10.
- [12] SKF, "SKF handbok för skötsel och underhåll av rullningslager," [Online]. Tillgänglig: SKF, Hämtad: 2026-05-13.
- [13] Danfoss, "Hydraulic Fluids and Lubricants Oils, Lubricants, Grease, Jelly," [Online]. Tillgänglig: Danfoss, Hämtad: 2026-05-14.

A

Appendix 1

[1] Marknadsanalys från Claude

[1]Prompt: Du är en expert på digitalisering, sensorteknologi och maritim industri. Jag arbetar för Berg Propulsion, ett företag som tillverkar framdrivningssystem för fartyg. Din uppgift är att genomföra en omfattande marknadsanalys och strategisk rekommendation enligt följande: 1. Analysera dagens marknad: Vilka branscher och företag använder idag sensorer och givare för digital övervakning av anläggningar, maskiner eller produkter? Fokusera på: * Predictive maintenance (förebyggande underhåll) * Produktoptimering baserat på användardata * Verklig drift-data för att förbättra framtida produktutveckling 2. Applicera på maritim kontext: Vilka problem och utmaningar har fartygsägare, operatörer och skeppar när det gäller framdrivningssystem? Vilka parametrar skulle vara värdefulla att monitorera? 3. Identifiera värdeskapande möjligheter: Vilka specifika parametrar skulle Berg Propulsion kunna monitorera digitalt (via sensorer i eller på framdrivningssystemen) som skulle ge värde för: * Kunderna (fartygsägare/operatörer) – genom bättre underhållsplanering och reducerad driftstörning * Berg Propulsion själva – genom data för produktutveckling och optimering 4. Ge konkreta rekommendationer: Presentera 3-5 konkreta förslag på vad Berg Propulsion skulle kunna börja monitorera och varför dessa är strategiskt värdefulla.

Svar:

BERG PROPULSION

Digitaliseringsstrategi & Sensorbaserad Marknadsanalys

Framdrivningssystem | Predictive Maintenance | Produktutveckling
Strategisk analys 2025

EXECUTIVE SUMMARY

Digitalisering och sensorbaserad övervakning håller på att omvandla tillverkningsindustrin globalt. Denna rapport analyserar hur Berg Propulsion kan kapitalisera på denna trend genom att erbjuda datadrivna tjänster och produkter till fartygsägare och operatörer. Rapporten täcker: marknadsöversikt inom predictive maintenance, maritima utmaningar, värdeskapande möjligheter och fem konkreta rekommendationer för Berg Propulsions digitala resa.

1. Marknadsöversikt – Sensorteknologi & Digital Övervakning

Sensorer och digitala tvillingar är idag standard i industriella miljöer. Tre dominerande användningsområden driver marknadsstillväxten:

1.1 Predictive Maintenance (Prediktivt Underhåll)

Prediktivt underhåll har ersatt reaktivt och periodiskt underhåll i de flesta kapitalintensiva industrier. Grundidén är att använda realtidsdata för att identifiera avvikelser innan de leder till haveri.

| Bransch | Ledande aktörer | Sensorer som används | Resultat |
|--------------------|--------------------------------------|--|--------------------------------|
| Flygindustri | GE Aviation, Rolls-Royce, Safran | Vibration, temperatur, tryck, oljekvalitet | 25–30% lägre underhållskostnad |
| Vindkraft | Vestas, Siemens Gamesa, GE Renewable | Accelerometrar, belastning, temperatur lager | 40% minskning oplanerade stopp |
| Tåg & rälstrafik | Siemens Mobility, Alstom, Bombardier | Hjulslitage, vibrationer, bromssystem | Ökat spårutnyttjande 15–20% |
| Tillverkning (CNC) | Fanuc, DMG Mori, Sandvik Coromant | Spindelvibrationer, strömförbrukning | Tool life förlängd 30–50% |
| Olja & gas | Baker Hughes, Schlumberger, ABB | Trycksensorer, flödesmätare, termoelement | Minskat OPEX 20–35% |

1.2 Produktoptimering Baserat på Användardata

De mest framgångsrika industriföretagen använder insamlad driftdata för att kontinuerligt förbättra sina produkter – en feedback-loop som radikalt förkortar produktutvecklingscykler.

- Tesla:** Tesla – Kontinuerlig OTA-uppdatering av bil-mjukvara baserat på flottdata från miljontals fordon. Bromssträcka, energieffektivitet och batterihälsa förbättras löpande utan fysisk kontakt.
- Caterpillar:** Caterpillar (CAT) – Cat Connect-plattformen samlar driftdata från gruvmaskiner och anläggningsmaskiner globalt. Data används för att optimera motorinställningar och konstruktionsval i nya modeller.
- Rolls-Royce:** Rolls-Royce (Power Systems) – MTU-motorer levereras med inbyggda sensorer. Rolls-Royce samlar driftdata och erbjuder "Power by the Hour" – ett abonnemangsbaserat servicepaket där kunden betalar per drifttimme.
- Wärtsilä:** Wärtsilä – Den finska konkurrenten till Berg Propulsion erbjuder redan Wärtsilä Online (WOL), ett system som samlar in motordata och erbjuder fjärrsupport. Detta är en direkt jämförelsepunkt för Berg.

1.3 Verklig Driftdata för Produktutveckling

Data från faktisk drift i verkliga förhållanden är ovärderlig jämfört med testbänksdata. Skillnaden: tester simulerar – driftdata avslöjar.

Branschexempel: John Deere – Connected Equipment

John Deere samlar realtidsdata från över 3 miljoner uppkopplade jordbruksmaskiner globalt. Datan används för att identifiera vilka komponenter som systematiskt underpresterar i specifika klimat eller driftförhållanden. Produktlivslängden för kritiska delar har ökat med 18% på 5 år tack vare data-driven konstruktionsiterationer.

Gemensamma lärdomar från ledande industriföretag:

- Företag som äger driftdata kan erbjuda tjänstebaserade affärsmodeller (service contracts, power-by-the-hour) med högre marginaler än ren hårdvaruförsäljning.
- Data skapar inträdesbarriärer – ju mer historisk driftdata ett företag besitter, desto svårare är det för konkurrenter att erbjuda likvärdig prediktiv förmåga.
- Regulatoriska krav (IMO CII, EU ETS) driver fartygsägare att aktivt söka data-stöd för bränsleoptimeringsrapporter och emissionsredovisning.

2. Maritim Kontext – Utmaningar för Framdrivningssystem

Maritim industri har historiskt sett släpat efter landbaserad industri i digitaliseringstakt – men förändringen accelererar snabbt. Fartygsägare och operatörer möter en kombination av ekonomiska, regulatoriska och operationella utmaningar.

2.1 Identifierade Utmaningar

Ekonomiska utmaningar

- Bränsle utgör 40–60% av ett fartygs totala driftkostnad (OPEX). Minsta ineffektivitet i framdrivning har stor ekonomisk påverkan.
- Oplanerade haverier kostar i genomsnitt 50 000–200 000 USD per dag i förlorad intäkt plus reparationskostnader.
- Propellerskador (kavitation, påväxt, erosion) kan öka bränsleförbrukningen med 5–15% utan att besättningen märker något.

Regulatoriska utmaningar

- IMO CII (Carbon Intensity Indicator) – Nya ratingsystem kräver att fartyg dokumenterar och förbättrar sin energieffektivitet. Dålig rating begränsar fartygets handelsförmåga.
- EU ETS (Emissions Trading System) – Från 2024 ingår sjöfart i EU:s koldioxidhandel. Varje ton CO2 kostar pengar. Exakt mätning av bränsle och emission är affärskritiskt.
- SOLAS och klassificeringsällskapen (DNV, Lloyd's, Bureau Veritas) börjar ställa krav på digital dokumentation av underhållshistorik.

Operationella utmaningar

- Besättningar roterar ofta – kompetensöverföring och underhållskunskap om specifika framdrivningssystem är bristfällig.
- Fartyg opererar i avlägsna vatten med begränsad tillgång till serviceteknik och reservdelar.
- Vibrationsproblem, kavitation och ojämnt slitage identifieras ofta sent – när skadan redan skett.
- Kommunikation mellan rederier, maskinister och tillverkare (som Berg) bygger på sporadiska servicebesök snarare än kontinuerlig dialog.

2.2 Parametrar med Högt Övervakningsvärde

Baserat på framdrivningssystemets mekanik och de utmaningar som identifierats ovan, är följande parametrar de mest värdefulla att monitorera:

| Parameter | Måter | Indikerar | Värde |
|-------------------------|----------------------|-------------------------------------|-------|
| Axeleffekt & vridmoment | kW, Nm kontinuerligt | Propulsionseffektivitet, belastning | Hög |

| Parameter | Mäter | Indikatorer | Värde |
|---|------------------------------------|--|-----------|
| Propelleravrtal (RPM) | Varv/minut | Drift point vs designpunkt | Hög |
| Vibrationsanalys (axel/nav) | Frekvens & amplitud (g) | Obalans, kavitation, lagerangrepp | Kritisk |
| Axiell- och radialsjukkraft | kN på axeln | Strukturell belastning, skevt propellerslitage | Hög |
| Oljekvalitet (lagerolja) | Partikelantal, viskositet | Lagernedbrytning, metallerosion | Hög |
| Temperatur (lager, packbox, olja) | °C på kritiska punkter | Överhettning, smörjoristor | Kritisk |
| Kavitationsacceleration | Ultraljud / högrfrekvent vibration | Erosionsrisk på propellerblad | Hög |
| Bränsleförbrukning & SFOC | kg/h, g/kWh | Systemeffektivitet, CII-rating | Hög |
| Havsvatten-inläckning | Konduktivitetssensor i packbox | Tätningfel, saltkristallisering | Kritisk |
| Propellerblads-integritet (akustisk emission) | Ultraljudsemission | Sprickbildning, erosion | Medel/Hög |

3. Värdeskapande Möjligheter för Berg Propulsion

Digitalisering av framdrivningssystem skapar värde längs hela värdekedjan – för kunden och för Berg Propulsion som organisation. Nedan presenteras de primära värdepoolerna.

3.1 Värde för Kunder (Fartygsägare & Operatörer)

Bättre underhållsplanering

- Prediktivt underhåll möjliggör att byta ut komponenter precis innan haveri – inte för tidigt (kostnadsineffektivt) eller för sent (skada uppstår).
- Operatörer kan planera dockningsintervall baserat på faktiskt komponenttillstånd snarare än konservativa kalenderbaserade scheman. Potentiell besparing: 15–25% på underhållskostnader.
- Tidig indikation på kavitation eller obalans möjliggör lönsamma åtgärder i hamnbesök istället för nödreparationer på öppet hav.

Minskad driftstörning

- Realtidsovervakning av kritiska parametrar (lagertemperatur, vibration, olja) minskar risken för katastrofala haverier med uppskattningsvis 60–80%.
- Varningssystem till fartygets brygga och till rederiets landorganisation – omedelbar åtgärd möjlig.

Regulatorisk compliance & bränsleoptimering

- Automatisk generering av CII-underlag och emissionsrapporter direkt från driftsdata.
- Optimalhastighetsrekommendationer baserade på faktisk propulsiionseffektivitet och aktuell last.

3.2 Värde för Berg Propulsion

Produktutveckling & konstruktionsoptimering

- Aggregerad driftdata från hundratals fartyg i olika driftsförhållanden (arktis, tropiker, grunt vatten, öppet hav) avslöjar systematiska svagheter i design.
- Jämförelse av identiska propellerkonfigurationer på olika fartygstyper möjliggör verkliga A/B-tester på konstruktionsval.
- Data driver FMEA (Failure Mode and Effects Analysis) med verkliga fältdata snarare än teoretiska modeller.

Nya affärsmodeller & ökad CLV

- Service-as-a-Software: Prenumerationsbaserad tillgång till övervakningsdashboard och rekommendationsmotor.
- Power-by-the-Hour: Liknande Rolls-Royce-modellen – Berg garanterar tillgänglighet, kunden betalar per drifttimme. Möjliggör premiumprissättning.

- Data skapar 'lock-in' – kunder med månader av historisk baslinjedata är obenägna att byta tillverkare.

Konkurrenskraft & marknadsdifferentiering

- Wärtsilä, MAN och ABB erbjuder digitala tjänster – Berg Propulsion riskerar att uppfattas som 'analogt' utan en tydlig digitaliseringsstrategi.
- Tidiga movers i datainsamling bygger upp konkurrensmässiga moats som är svåra att replikera.

4. Strategiska Rekommendationer

Baserat på marknadsanalysen och den maritima kontexten presenteras fem konkreta rekommendationer, rankade efter strategiskt värde och implementeringssvårighet.

REKOMMENDATION 1 | Vibrationsövervakning & Kavitationsdetektering

Vad: Montera accelerometrar och hydrofonbaserade sensorer på propelleraxeln och lagerhus för att mäta vibrationsfrekvens, amplitud och kavitationsintensitet i realtid.

Varför: Kavitation är den vanligaste orsaken till propellererosion och kan öka bränsleförbrukningen med 5–15% utan synliga symptom. Vibration är den tidigaste indikatorn på lagernedbrytning, obalans och skevt slitage – ett 'gratis' EKG för framdrivningssystemet.

Prioritet
★ **KRITISK**

Implementeringstid
6–12 månader (pilot)

Potentiellt kundvärde
Minskat bränsle 5–15%, undvikna reparationer

REKOMMENDATION 2 | Axleffektmätning & Propulsiionseffektivitetsspårning

Vad: Installera torsionsgivare (strain gauges) på propelleraxeln kombinerat med varvtalsgivare för att beräkna levererad axleffekt (KW) och jämföra mot motorns nominella output. Delta = propulsiionseffektivitet.

Varför: Direkt koppling till bränsleförbrukning och CII-index. Trend-analys avslöjar påväxt på propellerblad, skeva axlar eller transmissionsförluster. Berg Propulsion får absoluta effektdata för att validera konstruktions-specifikationer i verklig drift – en guldgruva för R&D.

Prioritet
★ **KRITISK**

Implementeringstid
3–6 månader (tekniskt enklare)

Potentiellt kundvärde
CII-compliance, bränslebesparing 3–8%

REKOMMENDATION 3 | Oljekvalitets- & Lagerövervakningssystem

Vad: Inline-sensorer i oljekretsen för propelleraxelns lagring som mäter partikelantal (ISO 4406), viskositet, vattenhalt och temperatur. Kombineras med temperaturgivare på lagerhusen.

Varför: Metallpartiklar i olja är den tydligaste indikatorn på lagernedbrytning – ofta 200–400 drifttimmar innan ett

Prioritet
☆☆ **HÖG**

Implementeringstid
6–9 månader

Potentiellt kundvärde
Undvikna lagerhaverier: 100k–500k USD/händelse

haveri. Idag tas oljepröver manuellt kvartalsvis; kontinuerlig inline-mätning ger 100x bättre upplösning. Axellagerhaverier är bland de dyraste reparationerna för ett framdrivningssystem.

REKOMMENDATION 4 | Digital Tvilling & Anomalidetektering via ML

Vad:

Bygg en cloud-baserad plattform som aggregerar sensordata från hela Berg Propulsions installerade bas. Använd ML-modeller för att skapa baslinje per fartygstyp och framdrivningskonfiguration. Avvikelser från baslinje trigger automatiska varningar.

Varför:

En enskild sensor berättar lite – en digital tvilling med hela systemets beteende berättar allt. Modeller tränade på hundratals fartyg kan identifiera anomalier som ingen mänsklig tekniker skulle sätta ihop. Detta är det långsiktiga konkurrensmedlet: data-nätverkseffekter.

Prioritet

☆☆ HÖG (fas 2)

Implementeringstid

12–24 månader (kräver data från rec. 1–3)

Värde för Berg

Skapar bestående konkurrensfördel via data-nätverkseffekter

5. Implementeringsplan – Förslag på Färdplan

De fem rekommendationerna bör implementeras i tre faser för att bygga upp kompetens, data och kundförtroende progressivt.

| Fas | Tidshorisont | Fokus | Nyckelaktiviteter |
|----------------------|---------------|-------------------|--|
| Fas 1 – Grund | 0–12 månader | Datainsamling | Pilotinstallation av vibrations- och axeleffektssensorer på 3–5 referensfartyg. Etablera datainfrastruktur och baslinje. |
| Fas 2 – Skalning | 12–24 månader | Prediktiv förmåga | Oljekvalitetsövervakning. ML-baserad anomalidetektering. Utöka till 20–50 fartyg. Börja dokumentera R&D-insikter. |
| Fas 3 – Affärsmodell | 24–36 månader | Kommersialisering | Lansera 'Berg Performance Package' som abonnemangstjänst. Integrera med klassen & ISM-koder. Skala globalt. |

Kritisk framgångsfaktor: Börja med rätt pilotfartyg

Välj 3–5 pilotfartyg med engagerade tekniska befäl, goda satellituppkopplingar och varierade driftsförhållanden (t.ex. ett offshore-stödfartyg, en RoPax-färja och ett bulkfartyg). Diversitet i pilotflottan maximerar lärvärdet och validerar systemets generaliserbarhet.

Sammanfattning – Strategiskt Prioriteringsramverk

| Rekommendation | Kundvärde | Värde för Berg | Teknisk komplexitet | Tidsplan |
|-----------------------------|-------------|---------------------|---------------------|-----------|
| 1. Vibrationsövervakning | Mycket högt | Högt (R&D-data) | Medel | 6–12 mån |
| 2. Axeeffektmätning | Mycket högt | Mycket högt | Låg–Medel | 3–6 mån |
| 3. Oljekvalitetsövervakning | Högt | Medel | Medel | 6–9 mån |
| 4. Digital tvilling / ML | Mycket högt | Strategiskt kritisk | Hög | 12–24 mån |
| 5. Berg Performance Package | Högt | Transformativt | Medel (affär) | 24–36 mån |

Slutsats

Berg Propulsion har en unik position: ni sitter på det fysiska systemet som fartygsägare är mest oroliga för. Sensorer och digital övervakning av framdrivningssystemet är inte bara en teknisk uppgradering – det är en strategisk transformation av affärsmodellen från hårdvaruförsäljning till datadrivet tjänsteföretag.

Det kritiska beslutet är att börja nu. Varje år utan datainsamling är ett år av konkurrensfördel som försvinner. Wärtsilä och ABB Marine samlar redan in data. Berg Propulsions fönster för att etablera en datamässig konkurrensfördel är öppet – men det stängs snabbt.

[2] Intervjufrågor Berg Propulsion

1. Bakgrund och roll

1. Kan du kort beskriva din roll och hur du arbetar med propellersystem eller fartygsdata?
2. Vilka typer av beslut i ditt arbete skulle kunna förbättras med bättre data eller analys?
3. Vilken typ av information från fartygens drift använder du idag?

2. Nuvarande användning av sensordata

4. Vilka sensorer eller mätvärden används idag för att analysera propellerns drift eller systemets prestanda?
5. Används dessa data mest för:
 - övervakning
 - felsökning
 - serviceplanering
 - optimering
6. Upplever du att dagens mätvärden räcker för att förstå systemets tillstånd?
7. Vilka problem är svårast att upptäcka med dagens data?

3. Informationsbehov

8. Om du kunde få en ny indikator eller parameter från fartygens sensordata – vad skulle vara mest värdefullt?
9. Finns det något tillstånd eller problem du skulle vilja kunna upptäcka tidigare än idag?
10. Finns det något i driftdata som du tror borde kunna kopplas till:
 - propellerslitage
 - skador
 - beläggning
 - ineffektiv drift
11. Vilka typer av analyser tror du skulle ge mest värde för kunden?

4. Operativa problem

12. Vilka är de vanligaste problemen kunder rapporterar kring propellrar eller framdrivning?
13. Finns det problem som ofta upptäcks för sent?
14. Finns det tillfällen då man misstänker ett problem men saknar data för att verifiera det?
15. Finns det tillstånd som leder till ökad bränsleförbrukning eller ineffektiv drift?

5. Service och underhåll

16. Hur planeras service idag?

17. Är service främst:
 - tidsbaserad
 - drifttidsbaserad
 - tillståndsbasead
18. Skulle bättre analys av sensordata kunna förbättra serviceplaneringen?
19. Finns det komponenter där det vore värdefullt att förutsäga när service behövs?

6. Möjliga indikatorer

- Propellertillstånd: Beläggning eller skador på propellerblad som minskar verkningsgrad.
 - Drifttid/Service-timing: Analys av operationstimmar och driftcykler för bättre servicetiming.
20. Vilken av dessa skulle ge störst värde för kunder?
 21. Vilken av dessa skulle ge störst värde för företaget?

7. Data

22. Vilken typ av driftdata finns tillgänglig idag från fartyg?
23. Är datan kontinuerlig eller sporadisk?
24. Finns historisk data från fartyg över längre tid?
25. Finns det data kopplat till:
 - servicehistorik
 - propellerinspektioner
 - prestandaförändringar

8. Värde för kund

26. Vilken typ av analys skulle vara lättast att sälja till kund?
27. Vad är det största ekonomiska problemet för kunder kopplat till propellerdrift?
28. Skulle kunder vara mer intresserade av:
 - driftoptimering
 - bränslebesparing
 - minskat slitage
 - bättre serviceplanering

9. Framtida digitala lösningar

30. Hur tror du digital monitorering av propellersystem kommer utvecklas framöver?
31. Vad saknar du i dagens digitala lösningar?
32. Finns det något du tror borde gå att mäta eller uppskatta, men som ingen gör idag?

10. Prioritering

33. Om du skulle välja ett område där dataanalys skulle göra störst skillnad, vilket skulle det vara?
34. Om ett examensarbete skulle fokusera på en ny indikator från sensordata, vad borde den mäta?
35. Finns det något problem i propellersystemens drift som alla vet finns men som ingen riktigt kan mäta idag?

[3] Larmsystemet

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

CONFIG = {
    "csv_file": ".csv",
    "temps": list(range(1, 60)),

    # Trend windows
    "fast_window": 5,
    "slow_window": 14,
    "baseline_window": 30,

    "sat_limit": 70, # (%) Source: RMF Systems / BSF https://bsf-filtertechnik.com
    "ppm_limit": 200, # Source: Danfoss https://assets.danfoss.com/documents/latest

    "alarm_on": 0.3,
    "alarm_off": 0.1,

    # Weights for risk
    "fast_weight": 0.2,
    "slow_weight": 0.4,
    "drift_weight": 0.2,

}

# Read data
df = pd.read_csv(CONFIG["csv_file"], header=None, low_memory=False)
df.columns = ["time", "aqua1", "aqua2", "temp1", "temp2"]

df["time"] = pd.to_datetime(df["time"], utc=True, errors="coerce")
df["aqua2"] = pd.to_numeric(df["aqua2"], errors="coerce")
```

```
df["temp2"] = pd.to_numeric(df["temp2"], errors="coerce")

df = df.dropna(subset=["time", "aqua2", "temp2"]).sort_values("time")

df["temp"] = df["temp2"].round().astype(int)
df["day"] = df["time"].dt.floor("D")

# Daily matrix
daily = (
    df.groupby(["day", "temp"])["aqua2"]
      .median()
      .unstack()
      .sort_index()
)

def sat_to_ppm(sat, t):
    return (sat * (0.0022952603 * t**3 - 0.1809557110 * t**2 + 9.4972804973 * t + 20))

def get_slope(series):
    s = series.dropna()
    if len(s) < 5:
        return 0

    x = np.arange(len(s))
    k = np.polyfit(x, s.values, 1)[0]
    return k

# Risk per temperature
def calculate_risk(series):
    baseline = series.rolling(CONFIG["baseline_window"]).median()
    risk = []

    for i in range(len(series)):
        if i < 10:
            risk.append(0)
            continue

        fast_part = series.iloc[i - CONFIG["fast_window"]:i]
        slow_part = series.iloc[i - CONFIG["slow_window"]:i]

        fast_slope = get_slope(fast_part)
        slow_slope = get_slope(slow_part)
```

```

    current = series.iloc[i]
    base = baseline.iloc[i]

    if pd.isna(base):
        drift = 0
    else:
        drift = (current - base) / (base + 1e-6)

    score = (
        CONFIG["fast_weight"] * np.clip(fast_slope,0,10)
        + CONFIG["slow_weight"] * np.clip(slow_slope,0,10)
        + CONFIG["drift_weight"] * np.clip(drift,0,10)
    )

    risk.append(score)

return np.array(risk)

# Hysteresis
alarm_state = 0

def update_alarm(risk):
    global alarm_state

    if alarm_state == 0 and risk > CONFIG["alarm_on"]:
        alarm_state = 1
        return 1

    if alarm_state == 1 and risk < CONFIG["alarm_off"]:
        alarm_state = 0

    return 0

# Calculate risk
results = pd.DataFrame(index=daily.index)

existing_temps = []
for temp in CONFIG["temps"]:
    if temp in daily.columns:
        existing_temps.append(temp)
        results[f"risk_{temp}"] = calculate_risk(daily[temp])

if len(existing_temps) > 0:
    results["risk"] = results.filter(like="risk_").max(axis=1)

```

```

else:
    results["risk"] = 0

# Thresholds (PPM and sat)
hard_alarm = pd.Series(False, index=results.index)
ppm_daily = pd.DataFrame(index=daily.index)

for temp in existing_temps:
    sat_series = daily[temp]
    ppm_series = sat_to_ppm(sat_series, temp)

    ppm_daily[temp] = ppm_series

    sat_alarm = sat_series > CONFIG["sat_limit"]
    ppm_alarm = ppm_series > CONFIG["ppm_limit"]

    hard_alarm |= (sat_alarm | ppm_alarm)

results["hard_alarm"] = hard_alarm.astype(int)

# Alarm
results["alarm_soft"] = results["risk"].apply(update_alarm)
results["alarm"] = (
    (results["alarm_soft"] == 1) | (results["hard_alarm"] == 1)
).astype(int)

# Long trend
long_series = None
y_fit_long = None
long_k = np.nan
days_to_limit = np.nan

if len(existing_temps) > 0:
    long_series = ppm_daily[existing_temps].max(axis=1).dropna()

    if len(long_series) >= 30:
        start_time = long_series.index.min()
        x_days = (
            (long_series.index - start_time).total_seconds() / (60 * 60 * 24)
        ).to_numpy(dtype=float)

        y = long_series.values.astype(float)

```

```
long_k, long_b = np.polyfit(x_days, y, 1)
y_fit_long = long_k * x_days + long_b

if long_k > 0:
    days_to_limit = (CONFIG["ppm_limit"] - long_series.iloc[-1]) / long_k
else:
    days_to_limit = np.inf

# Info

print("ALARMS:", results["alarm"].sum())
print(pd.DataFrame({"days_to_limit": [days_to_limit]}, index=["longtrend"]))

if np.isfinite(days_to_limit):
    print(round(days_to_limit / 365, 1), "Years to limit")
else:
    print("Years to limit: Null")

# Plot risk with alarm
plt.figure(figsize=(14, 5))
plt.plot(results.index, results["risk"], label="Risk")
plt.plot(results.index, results["alarm"], label="Larm")
plt.title("Risk med larm")
plt.grid()
plt.legend()
plt.show()
```

INSTITUTIONEN FÖR ELEKTROTEKNIK
CHALMERS TEKNISKA HÖGSKOLA
Göteborg, Sverige
www.chalmers.se



CHALMERS