

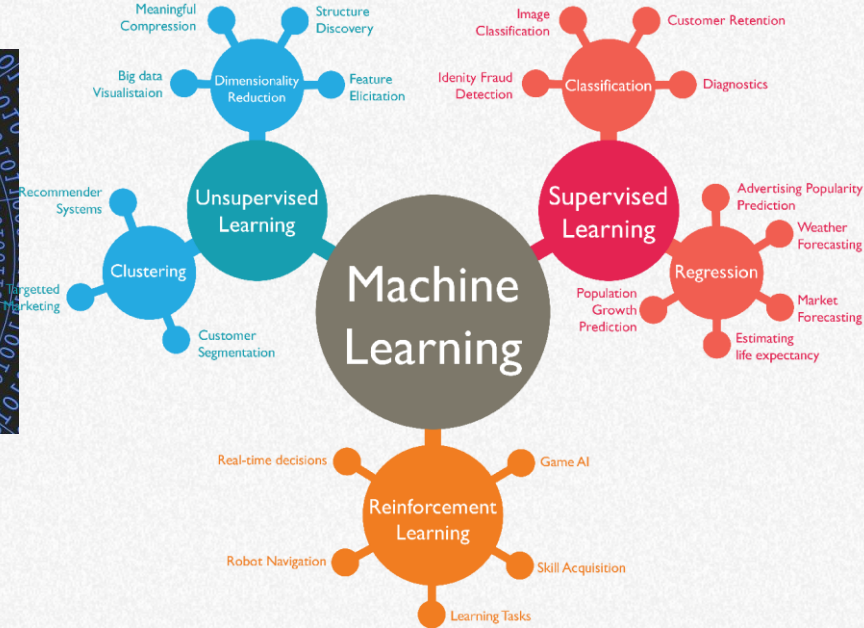
Smartgrid-dagen NMBU, 17.01.2021

Slik bruker vi maskinlæring i drift og forvaltning

Kristin Tukun, avd Analyse – Agder Energi Nett

Hypotese

Maskinlæring gir stor verdi ved drift og forvaltning av strømnettet

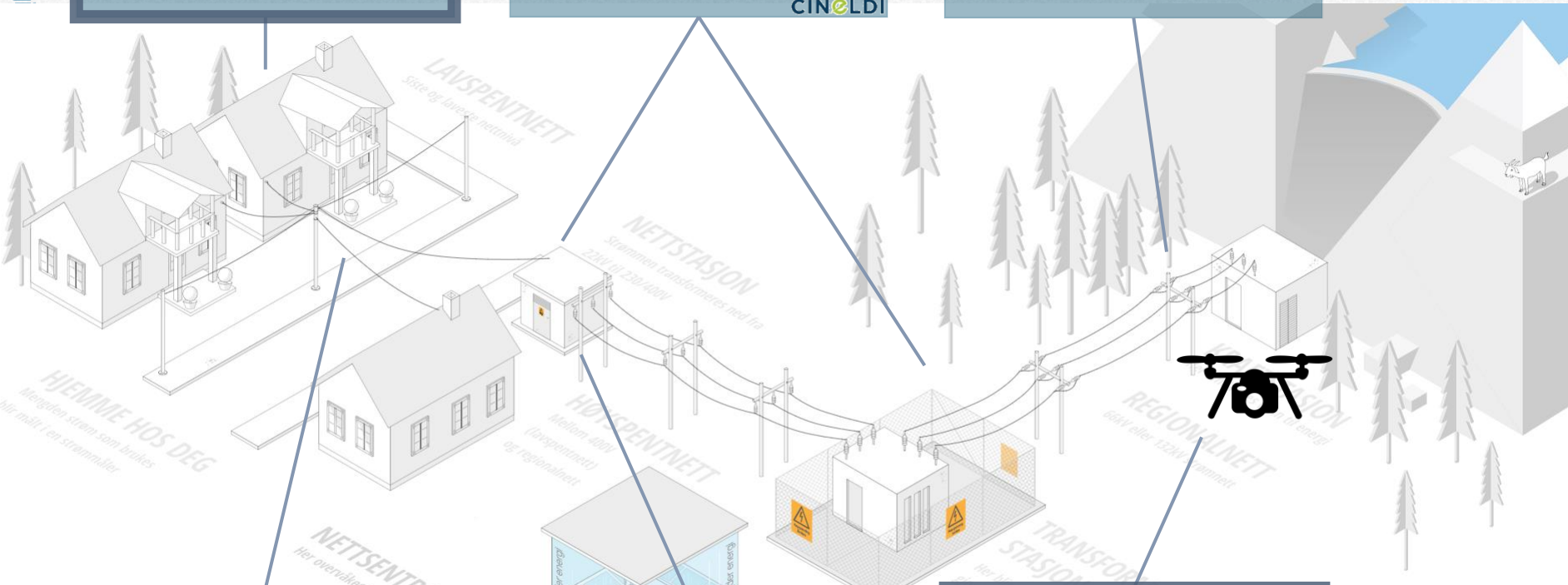


Maskinlæring brukes på mange områder hos AE Nett

Clustering og klassifisering
basert på forbruksprofiler

Prediksjon av belastning
CINELDI

Prediksjon av utfall



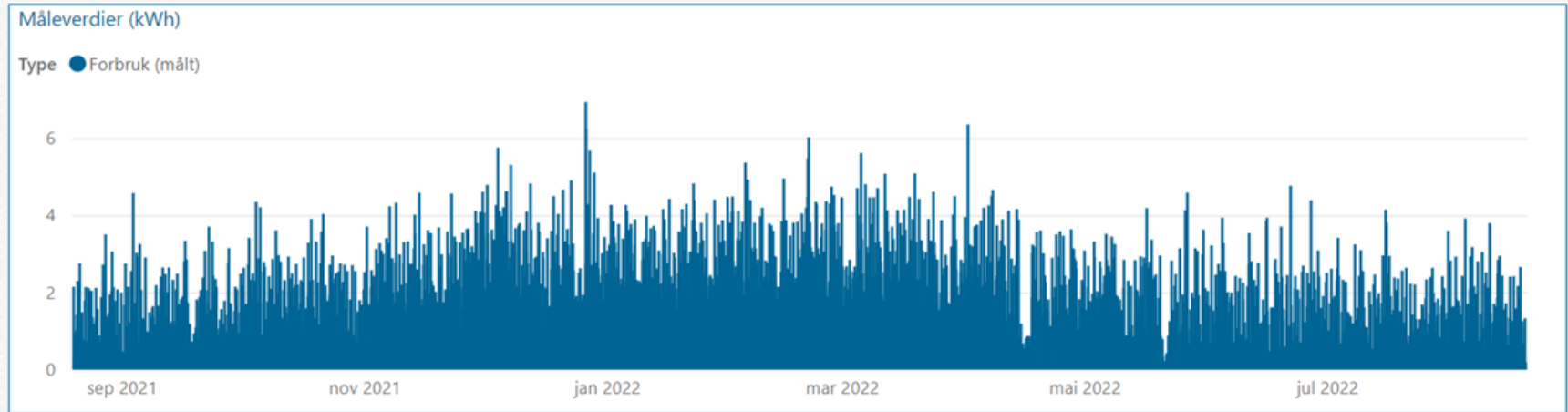
Analyse av effektvariasjon
CINELDI

Estimering av temperatur
CINELDI

Bildeanalyse
CINELDI

Clustering

Her er mitt forbruk...



Lett å se et mønster?

Formål – Clustering (gruppering) av kunder

Finne **sammenhenger** mellom kunder basert på forbruksmønster

Økt innsikt om kundene i kundebasen

Viktig å forstå forbruksmønster ved etablering av **nye tariffmodeller**

Nyttig ved opprettelse av **nye kundeforhold**

Finne kunder med **spesielle forbruksmønster** og analysere dem

Kan brukes som input til **klassifiseringsoppgave** (elbil-/ikke elbil-kunde)

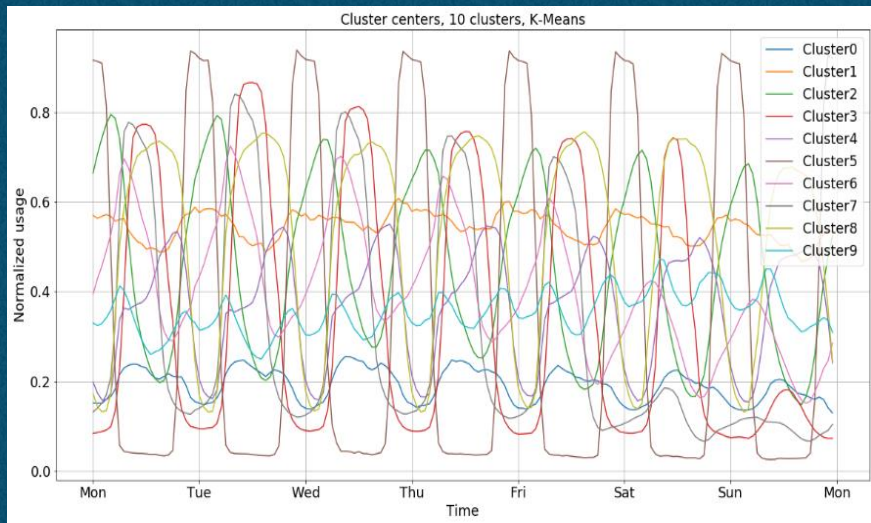


Bakgrunn for gruppering: Tidsserier

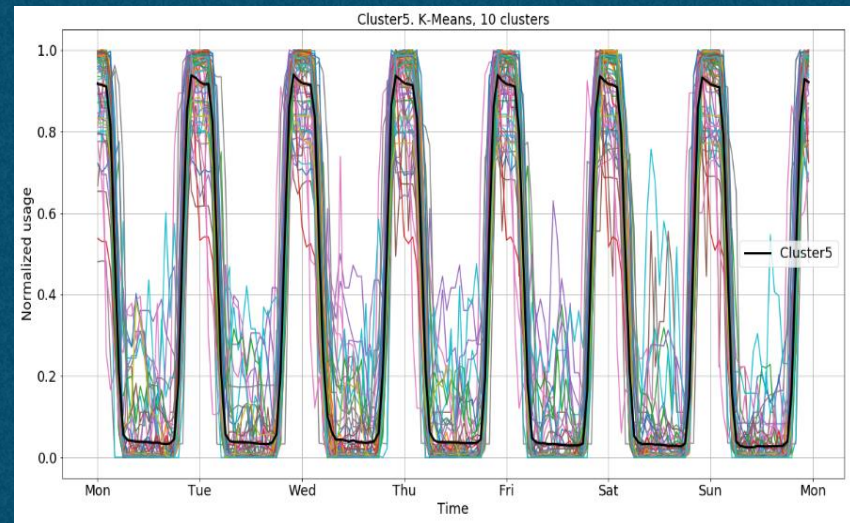
K-Means

- Uke-gjennomsnitt av forbruk (næringskunder) per kvartal, normalisert
- Velg hvor mange cluster (for eksempel 10)
- Iterativ prosess grupperer kundene
- Ender opp med 10 cluster med hvert sitt gruppesenter

Finne grupperingssenter



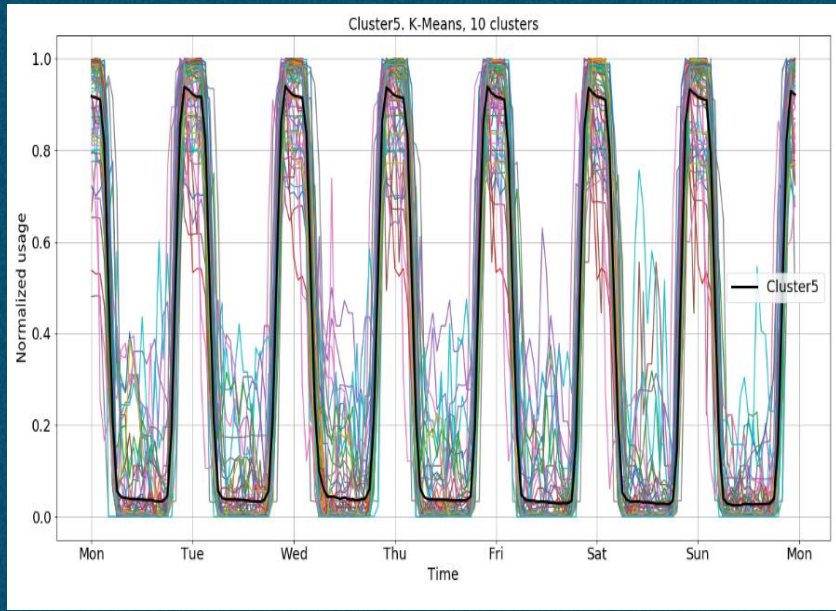
Plotting av resultat



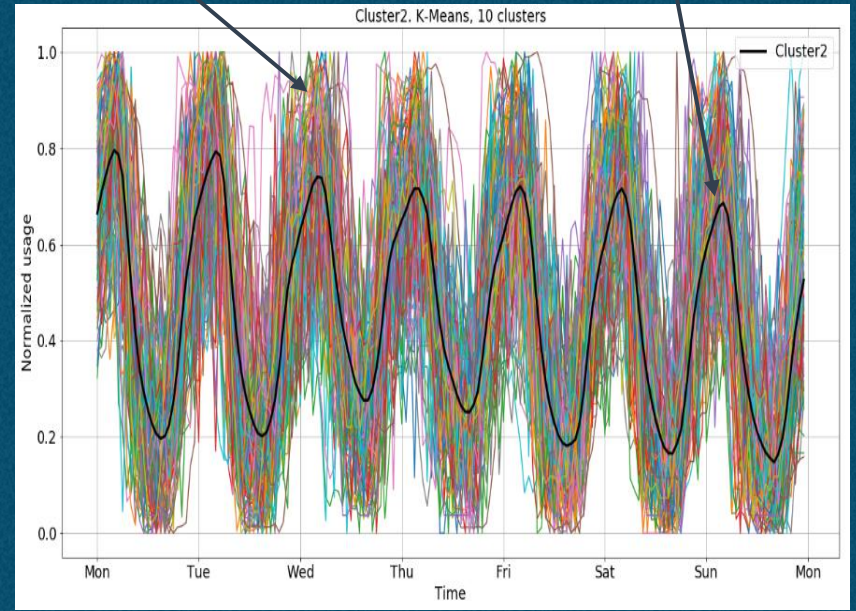
Cluster basert på ukesprofil

Kunder som inngår i cluster

Cluster «centroid»




Næringskunder type «Veilys»



Næringskunder med dag/natt-variasjon

Næringskunder

Resultat av gruppering: Tidsserier



God kraft. Godt klima.

Kunde Type
Alle

Kunde
Alle

By
Alle

Totalt Brukere
566

Cluster 2018 Q1
14

Cluster 2018 Q2
14

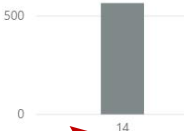
Cluster 2018 Q3
9

Cluster 2018 Q4
3

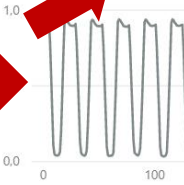
Cluster 2019 Q1
4

Cluster 2019 Q2
0

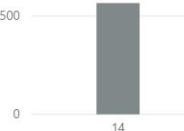
2018 Q1



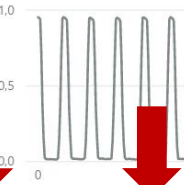
14




2018 Q2



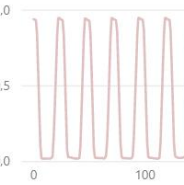
14




2018 Q3



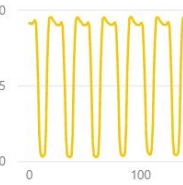
9



2018 Q4



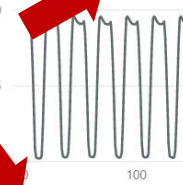
3



2019 Q1



4



2019 Q2

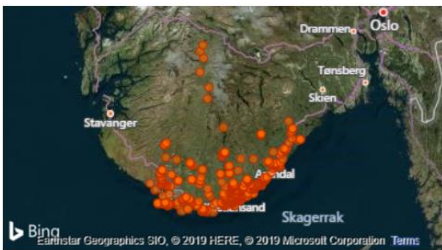


0



Kunde Type	Antall Kunder
Gatelysanlegg	450
Annen næringsvirksomhet/bygg	53
Driftsbygninger	25
Bolighus/leiligheter	15
Diverse	11
Boligblokker	5
Andre anl. i Ex-omr.	2
Totalt	566

Kunde	CustomerType	18Q1	18Q2	18Q3	18Q4	19Q1	19Q2
	Industrivirksomhet	14	14	9	3	4	0
	Gatelysanlegg	14	14	9	3	4	0
	Gatelysanlegg	14	14	9	3	4	0
	Annen næringsvirksomhet/bygg	14	14	9	3	4	0
	Gatelysanlegg	14	14	9	3	4	0
	Annen næringsvirksomhet/bygg	14	14	9	3	4	0
	Gatelysanlegg	14	14	9	3	4	0



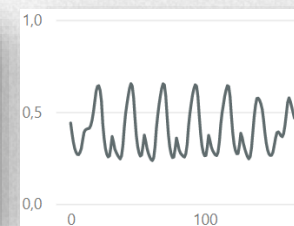
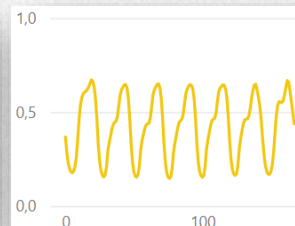
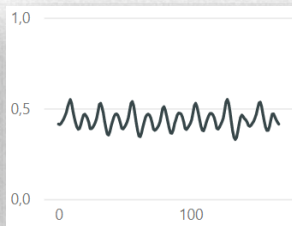
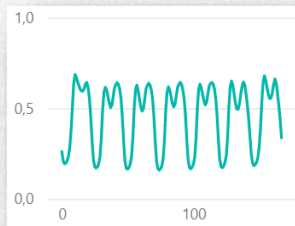
Tidsserie_10K
Tidsserie_20K
Histogram_10K
Histogram_20K
Histogram_med_Statistikk
Statistikk

Clustering gir verdifull innsikt i kundegrupper

Forenkler et kaotisk bilde

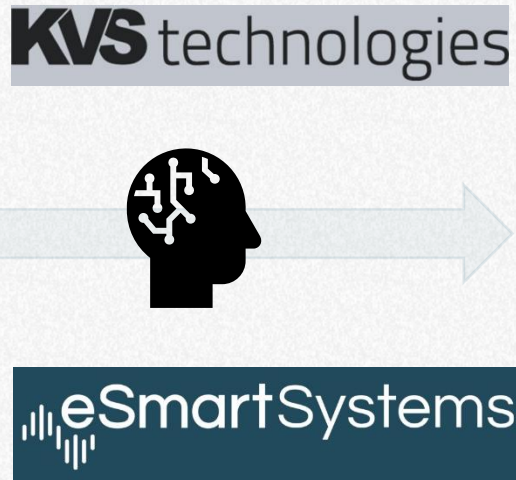
Gjør det mulig å studere ulike grupper separat

Kan vurdere effekt på belastning av strømmettet



Bildeanalyse

CINELDI-Pilot: Bildeanalyse i anleggsforvaltning



Utfordring: Inspeksjon av masteanlegg er basert på manuell gjennomgang av hundretusener av bilder. Dette er en kostbar og tidkrevende prosess.

Pilot: Evaluere bildeanalyse fra to leverandører: Esmart Systems og KVS Technologies. Tester gjenkjenning av kjente feiltyper: Manglende topphatt, sprekk i isolator, råte og sprekk i stolper, hakkespetthull.

Resultat

Bildeanalyse fungerer bra på «enkle feil» (Toppchette, delvis på isolatorer). Treffer mindre bra på krevende feil som sprekker og hakkespetthull.



Eksempel 1: Manglende topphette



«True positive» -
ML identifiserer faktisk feil

«False negative»
ML misser på faktiske feil

Total	Positive	Neative
400	24	376
True		
23		
False		
377		

Faktiske observasjoner av AE Nett

«False positive»
ML identifiserer feil som ikke finnes

«True Negative»
ML avgjør korrekt at topphette er på plass



Hvordan måle hvor godt ML treffer?

Recall – hvor stor andel av feil finner ML?

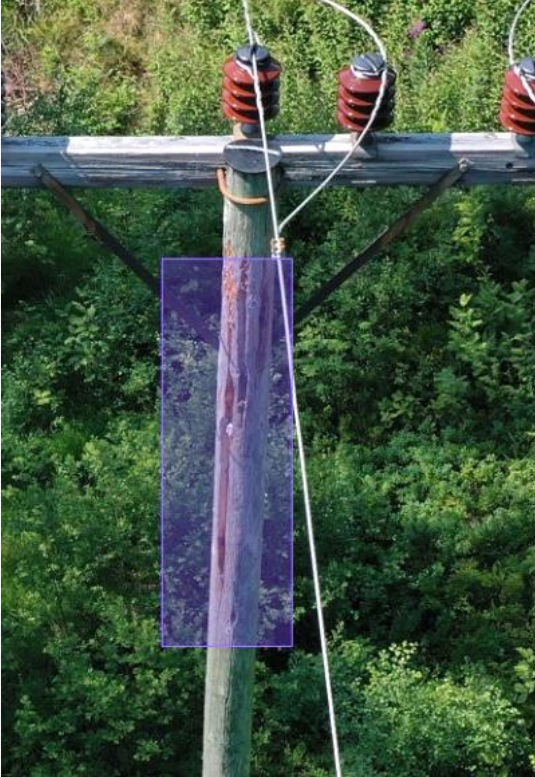
Faktiske observasjoner

Total	Positive	Neative	
64	58	6	
True			
61	55 TP	6 FN	0,90 Recall
False			
3	3 FP		0,10 Miss rate
	0,95 Precision	0,05 False discovery rate	0,92 F1 score

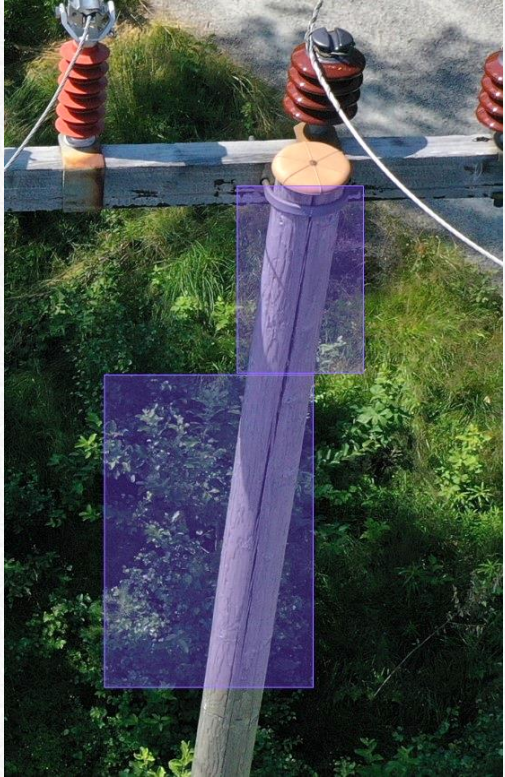
Precision – hvor godt treffer ML?

Precision og Recall skal være nær 1.0

« **True positive** »
ML vurderer dette som faktisk
sprekk, som er korrekt.



« **False positive** »
ML mener dette er sprekk,
men ikke vurdert som kritisk
nok av AE Nett's inspektører

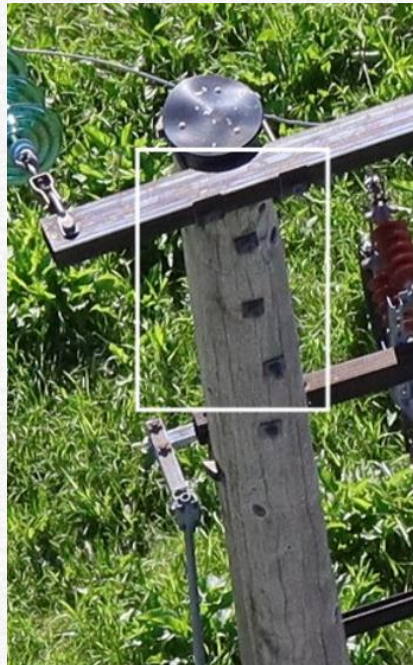


Sprekker

« True positive »



« False positive »



- ML effektiviserer arbeidet med å finne feil, men kan ikke fullt ut erstatte mennesker.
- Kontinuerlig trening er nødvendig for å nå akseptabelt kvalitetsnivå
- Pilotering er viktig for å vurdere når teknologien er moden nok til å tas i bruk.



Oppsummering

Hypotese: Maskinlæring gir stor verdi ved drift og forvaltning av strømnettet

JA 

Men ...

- ML-modeller krever stadig utvikling og trening
- Datakvalitet er avgjørende
- Fortsatt umodne løsninger, resultat må vurderes kritisk
- Store datamengder og avanserte modeller –
GDPR og datasikkerhet må være i fokus

