

ELMED219 / BMED365

Universitetet i Bergen

Våren 2026

# Oversikt

1 Confusion Matrix

2 Grunnleggende metrikker

3 Avanserte metrikker

# E01: Tolke en Confusion Matrix (forvirringsmatrise)

Hva er det?

En tabell som viser predikerte vs. faktiske klasser

		Predikert	
		Positiv	Negativ
Faktisk	Positiv	TP	FN
	Negativ	FP	TN

Avlesning:

- **TP**: Korrekt positiv
- **TN**: Korrekt negativ
- **FP**: Falsk alarm
- **FN**: Oversett tilfelle

Eksempel: Kreftscreening

- TP = Kreft oppdaget korrekt
- FN = Oversett kreft (*farlig!*)

## E02: TP, TN, FP, FN i medisinsk kontekst

Term	Definisjon	Medisinsk eksempel
TP	Syk pasient, modell sier syk	Kreft korrekt identifisert
TN	Frisk pasient, modell sier frisk	Frisk person bekreftet frisk
FP	Frisk pasient, modell sier syk	Unødvendig biopsi
FN	Syk pasient, modell sier frisk	Oversett kreft

### Kritisk spørsmål i medisin

Hva er verst: **Falsk positiv (FP)** eller **Falsk negativ (FN)**?

- Screening: FN er farligere (oversett sykdom)
- Invasiv behandling: FP kan være farligere (unødvendig risiko)

## E03: Accuracy (nøyaktighet)

### Definisjon

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{\text{Korrekte prediksjoner}}{\text{Alle prediksjoner}}$$

### Eksempel:

85	10
5	900

$$\text{Accuracy} = \frac{85 + 900}{85 + 900 + 10 + 5} = \frac{985}{1000} = 98.5\%$$

### Advarsel

Høy accuracy kan være misvisende ved ubalanserte datasett!

## E04: Precision (presisjon / PPV)

### Definisjon

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{\text{Sanne positive}}{\text{Alle predikerte positive}}$$

Spørsmål: "Av alle modellen sier er positive, hvor mange er faktisk positive?"

### Høy precision viktig når:

- Kostbar oppfølging av positive
- Vil unngå falske alarmer
- Eksempel: Sjeldent sykdom

### Eksempel:

$$\text{Precision} = \frac{85}{85 + 5} = 94.4\%$$

"94% av de flaggede pasientene er faktisk syke"

## E05: Recall / Sensitivity (sensitivitet)

### Definisjon

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{\text{Sanne positive}}{\text{Alle faktisk positive}}$$

Spørsmål: "Av alle som faktisk er positive, hvor mange fanger modellen opp?"

Høy recall viktig når:

- Alvorlig konsekvens av å overse (FN)
- Screening for farlig sykdom
- Eksempel: Kreftscreening

Eksempel:

$$\text{Recall} = \frac{85}{85 + 10} = 89.5\%$$

"Vi fanger opp 89.5% av alle krefttilfeller"

### Andre navn

Recall = Sensitivity = True Positive Rate (TPR)

## E06: Specificity (spesifisitet)

### Definisjon

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{\text{Sanne negative}}{\text{Alle faktisk negative}}$$

Spørsmål: "Av alle som faktisk er negative, hvor mange identifiserer modellen korrekt?"

### Eksempel:

#### Høy specificity viktig når:

- Vil unngå unødvendige inngrep
- Kostbar/risikabel behandling
- Eksempel: Bekreftelsetester

$$\text{Specificity} = \frac{900}{900 + 5} = 99.4\%$$

"99.4% av friske korrekt identifisert som friske"

### Trade-off

Høy sensitivity ↔ Lav specificity (og omvendt)

### Definisjon

$$F1 = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

*Harmonisk gjennomsnitt av precision og recall*

### Hvorfor harmonisk gjennomsnitt?

- Straffer ekstreme verdier hardere enn aritmetisk gjennomsnitt
- Precision = 100%, Recall = 0% → F1 = 0% (ikke 50%!)

### Når bruke F1?

- Ubalanserte datasett
- Når både FP og FN er viktige
- Sammenligne modeller

### Eksempel:

$$F1 = 2 \cdot \frac{0.944 \cdot 0.895}{0.944 + 0.895} = 0.92$$

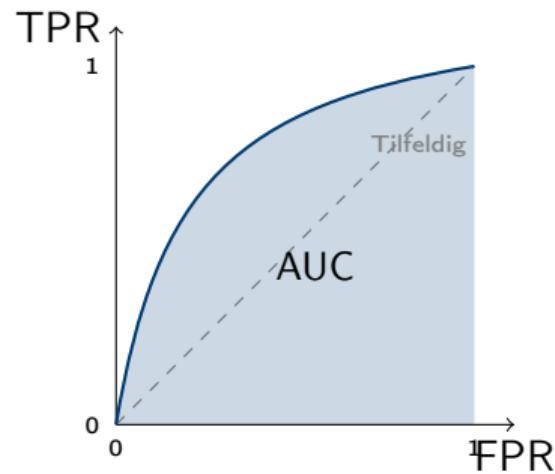
# E08: ROC-kurven og AUC

## ROC-kurve:

- Receiver Operating Characteristic
- Plotter TPR vs. FPR for ulike terskler
- Viser trade-off mellom sensitivity og specificity

## AUC (Area Under Curve):

- Arealet under ROC-kurven
- Verdi mellom 0 og 1
- $AUC = 0.5$ : tilfeldig gjetting
- $AUC = 1.0$ : perfekt klassifikator



Tommelfingerregel

AUC > 0.9: Utmerket

AUC 0.8–0.9: God

AUC 0.7–0.8: OK

AUC < 0.7: Svak

## E09: Når accuracy er utilstrekkelig

### Problemet med ubalanserte datasett:

**Eksempel:** 1000 pasienter

- 950 friske, 50 syke
- Modell predikerer ALLE som friske

**Resultater:**

$$\text{Accuracy} = \frac{950}{1000} = 95\%$$

$$\text{Recall} = \frac{0}{50} = 0\%$$

**Høy accuracy, men ubruklig modell!**

### Løsninger:

- Bruk F1-score eller AUC
- Fokuser på recall for screening
- Rapporter alle metrikker
- Sammenlign med baseline

### Teknikker for ubalanse:

- Oversampling (SMOTE)
- Undersampling
- Class weights
- Stratifisert splitting

# E10: TRIPOD-retningslinjer

## Hva er TRIPOD?

Transparent Reporting of a multivariable prediction model for Individual Prognosis Or Diagnosis

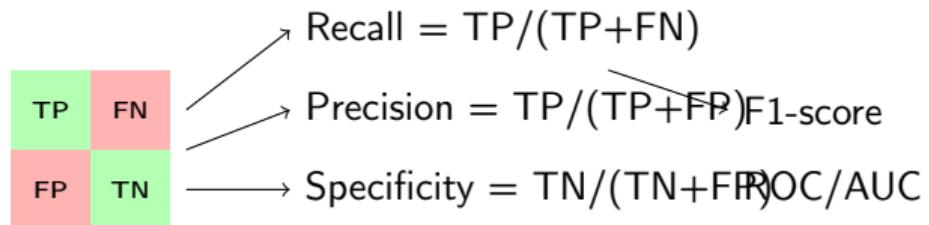
## Hovedpunkter for rapportering av ML i medisin:

- ① Tydelig beskrivelse av studiepopulasjon
- ② Definer utfall og prediktorer klart
- ③ Beskriv missing data håndtering
- ④ Rapporter modellutvikling detaljert
- ⑤ Intern validering (kryssvalidering)
- ⑥ Ekstern validering hvis mulig
- ⑦ Rapporter kalibrering og diskriminering
- ⑧ Diskuter begrensninger

## Hvorfor viktig?

TRIPOD sikrer **reproduserbarhet** og **kvalitetskontroll** av prediksjonsmodeller i helseforskning.

# Oppsummering: E01–E10



## Nøkkelpunkter

- Velg metrikk basert på medisinsk kontekst (FN vs. FP konsekvenser)
- Accuracy er ofte utilstrekkelig – bruk F1, AUC, precision, recall
- ROC/AUC gir helhetsbilde uavhengig av terskelverdi
- Følg TRIPOD for transparent rapportering