

# Rapport - Avinor Data konkurranse 2025

---

## 1. Innledning

Denne rapporten beskriver vår tilnærming til å utvikle en prediksjonsmodell for samtidighet i flyplassgrupper, i forbindelse med Avinors datakonkurranse «Når går det på høygir?». Målet er å estimere sannsynlighet for samtidighet per flyplassgruppe per time, der samtidighet betyr at en AFIS-fullmektig er i aktiv dialog med to eller flere fly samtidig

Vi benytter historiske flydata til å trene modeller og evaluerer ytelsen ved hjelp av AUC og log loss, i tråd med konkurransens evalueringskriterier

## 2. Datagrunnlag og utforskende analyse

Datasettet `historical_flights.csv` inneholder detaljerte opplysninger om flyvninger, både planlagte og faktiske. Variablene kan deles inn i tre hovedkategorier: identifikasjon, operasjonelle opplysninger og tidsstemppler:

- `flight_id` – unikt flyvningsnummer, der de to første tegnene identifiserer flyselskapet. Gir mulighet til å skille flyvninger og analysere mønstre per selskap.
- `dep_airport` – avgangsflyplass, en kortkode (f.eks. BGO for Bergen). Brukes til å knytte flyvningen til en geografisk lokasjon.
- `dep_airport_group` – hvilken flyplassgruppe avgangsflyplassen tilhører. Viktig for konkurransen, siden samtidighet måles på gruppenivå.
- `arr_airport` – ankomstflyplass, tilsvarende `dep_airport`.
- `arr_airport_group` – flyplassgruppen ankomstflyplassen tilhører.
- `service_type` – flyvningstype, f.eks. rutefly (J), charter (C) eller frakt (P).
- `std` (Scheduled Time of Departure) – planlagt avgangstid.
- `sta` (Scheduled Time of Arrival) – planlagt ankomsttid.
- `cancelled` – indikator (0/1) for om flyvningen ble kansellert. Viktig å filtrere ut, da kansellerte flyvninger ikke genererer faktisk trafikk.
- `atd` (Actual Time of Departure) – faktisk avgangstid.
- `ata` (Actual Time of Arrival) – faktisk ankomsttid.

Planlagte tider (`std`, `sta`) danner grunnlag for en forventet trafikkflyt, mens faktiske tider (`atd`, `ata`) gjør det mulig å oppdage forsinkelser og avvik. Differansen mellom disse er ofte årsaken til samtidighet, og dermed sentral i modelleringen.

### 2.1 Databehandling

Dataene ble rensset og transformert slik:

- Fjernet kansellerte flyvninger - fordi disse ikke representerer faktiske operasjoner og derfor ikke kan bidra til å forklare samtidighetssituasjoner.
- Konverterte tidsvariabler til `datetime`-format - for å kunne beregne intervaller, forsinkelser og aggregere flyvninger på time-/dagsnivå på en konsistent måte.

- Fjernet urealistiske flytider (negative eller over 10 timer) - for å håndtere feilregistreringer eller datastøy som ellers ville kunne skape feil i beregningene av kommunikasjonsintervaller og mislede modellen.

## 2.2 Utforskende analyse

Her kan du vise visualiseringer og nøkkelfunn, f.eks.:

- Antall flyvninger per time og per flyplassgruppe.
- Forskjeller mellom planlagte og faktiske tider.
- Hvor ofte samtidighet oppstår (fordeling av target).
- Heatmaps eller tidsserier som viser variasjon over ukedager og timer.

## 2.3 Foreløpige observasjoner

Samtidighet oppstår hyppigst når trafikkmengden er høy.

Planlagt samtidighet gir en indikasjon, men fanger ikke opp alle reelle overlapp.

# 3. Metodevalg og tilnærming

## 3.1 Intervall- og target-konstruksjon

For å identifisere samtidighet ble det konstruert intervaller for kommunikasjon:

- Avgang: 15 min før → 8 min etter faktisk avgang.
- Ankomst: 16 min før → 5 min etter faktisk landing.

Ved overlapp i disse intervallene oppstår samtidighet. Dette ble aggregert per flyplassgruppe x time, og brukt til å lage target-variablene

- target\_actual (basert på faktiske tider)
- target\_sched (basert på planlagte tider).

## 3.3 Feature engineering

Følgende features ble laget:

- Operasjonelle: antall flyvninger per time (flights\_cnt), gj.snitt og maks flytid, andel passasjer-, cargo- og charterfly.
- Tid: ukedag, måned, time på dagen, helg-indikator.
- Planlagt samtidighet: target\_sched.

## 3.4 Baseline modeller

Vi etablerte to enkle baselines:

1. Bruke target\_sched direkte som prediksjon → ga AUC og log loss som referanse.
2. Majoritetsklassifikator (andel samtidighet i trening) → ga et alternativt sammenligningspunkt.

## 3.5 Modellvalg

Vi valgte en Random Forest Classifier med følgende parametere:

- `n_estimators` = 200
- `max_depth` = 20
- `random_state` = 42

Denne ble pakket i en scikit-learn Pipeline med preprocessing (OneHotEncoder for kategoriske features, passthrough for numeriske).

## 4. Resultater

### 4.1 Baseline

Baseline med `target_sched`: moderat AUC, men høy log loss (overkonfidens).

Majoritetsmodell: lav prediksjonsevne, men jevn log loss.

### 4.2 Random Forest

Accuracy: (resultat)

AUC: (resultat)

Log Loss: (resultat)

### 4.3 Feature importance

De viktigste feature-gruppene i modellen var:

- Planlagt samtidighet (`target_sched`)
- Antall flyvninger per time (`flights_cnt`)
- Tid på døgnet (`hournum`)
- Flytype-fordeling (passasjer vs. cargo)
- Ukedag/helg

## 5. Systemstruktur og arkitektur

Løsningen er bygget som et modulært Python-system:

- `preprocess.py`: full pipeline for lasting, rensing og feature engineering.
- `modellering.py`: trenings- og evalueringslogikk.
- `innlevering.py` (planlagt): genererer prediksjoner i konkurransens csv-format.

Dette muliggjør enkel reproduserbarhet og videreutvikling.

## 6. Videre arbeid

Vi ser flere muligheter for forbedring og utforskning:

- Eksterne datakilder: integrere værdata, helligdager og sesonginformasjon.
- Hyperparameter-tuning: optimalisere max\_depth, learning rate, og antall estimators.
- Feature-utvidelser: kjedeeffekter (forsinkelser som forplanter seg til neste flyvning).

## 7. Konklusjon

Vi har etablert en komplett pipeline for å predikere samtidighet ved Avinors flyplassgrupper. Våre første resultater viser at Random Forest gir klart bedre prediksjoner enn baseline, og feature importance indikerer at både planlagte samtidigheter og flyintensitet er sentrale drivere.