

MENINGER DELTA I DEBATTEN!

Debattinnlegg skal være maksimalt 2000 tegn. **Kronikk** kan være opptil 5000 tegn.

Kontakt oss: Innlegg sendes på e-post til tormod.haugstad@tu.no. Send gjerne med bilde av deg selv, og undertegn med fullt navn og yrkestittel. Innlegg honoreres ikke. Teknisk Ukeblad forbeholder seg retten til å korte ned innlegg, og til å publisere og lagre alt materiale elektronisk.

ENDRER MASKINLÆRING FORSKERENS HVERDAG?

«En ML-modell er et dataprogram, men det er ikke programmert som annen programvare»

Sammenheng: Det er mye som skiller ligninger på en tavle og maskinlæring og kunstig intelligens som ligger bak en robot, men for forskerne er det en tydelig sammenheng. FOTO: SHUTTERSTOCK

KRONIKK MASKINLÆRING



KETIL STØLEN, forsker, Sintef Digital og professor ved UiO

Maskinlæring (eller ML) er i dag mye brukt, ikke minst innen forskning. Det hevdes sågar at ML endrer måten vi forsker på, samt at forskerens rolle forandres. Men er dette riktig? I det følgende skal vi se nærmere på disse påstandene.

ML er i dag anvendt ved fremstilling av mange typer kommersielle tjenester. Eksempler på slike er avlingsanalyse basert på droner eller satellitter, pasientovervåking basert på fysiologiske målinger, og autonom navigasjon innenfor transportsektoren.

ML benyttes til å utvikle tjenester som tilsynelatende gjenspeiler menneskelig intelligens. Slike tjenester automatiserer en del oppgaver som inntil nylig krevde menneskelig inngripen. ML er hovedsakelig egnet til lav-nivå mønstergjenkjenning med utgangspunkt i datamengder som er for store til at menneskelig bearbeiding er praktisk mulig.

For å utvikle ML-baserte tjenester trengs data. Dataene deles vanligvis inn i trenings-

data og testedata. Grovt sett brukes treningsdataene til å lære programvaren å bli «intelligent», mens testedataene brukes til å sjekke om programvaren ble «intelligent». Læringsprosessen kan finne sted offline, online, eller både offline og online. Det er altså ikke slik at dataene alltid hentes inn på forhånd.

Resultatet av treningsprosessen omtales gjerne som ML-modellen. ML-modellen er ganske enkelt et dataprogram som analyserer input og produserer output på en «intelligent» måte. Input til modellen kan for eksempel være et røntgenbilde av en pasient og output kan være en sannsynlighet for at denne pasienten har kreft. En vanlig bruker anvender ML-modellen uten å forstå i detalj hvordan

programmet fungerer.

Store selskaper bruker milliarder av kroner på utvikling av ML-modeller. De tilbyr modellene som tjenester og belaster for eksempel brukerne med et lite beløp per forespørsel. Disse modellene har vanligvis ingenting med forskning å gjøre. ML kan imidlertid også brukes til forskningsformål.

Det er viktig å skille mellom forskeren som benytter kjent ML-teknologi til å undersøke eller forstå aspekter av virkeligheten, og forskeren som er opptatt av å forbedre eller videreutvikle ML som verktøy eller metode. I denne kronikken er vi opptatt av førstnevnte, altså en forsker som benytter ML som forskningsmetode.

En ML-modell er et dataprogram, men det er ikke programmert som annen programvare. En ML-modell er fremstilt av et annet dataprogram som har utført en læringsprosess. Menneskelig design av ML innebærer egentlig å designe denne læringsprosessen.

En forsker designer læringsprosessen med utgangspunkt i sin problemstilling. Dette innebærer vanligvis å velge hvilken læringsmetode som skal benyttes, ekstrahere datasett, definere belønningsfunksjoner, osv. At det valgte designet, er egnet for det aktuelle problemet er en slags implisitt arbeidshypotese. Hvis designet er bra, er resultatet av å utføre læringsprosessen en ML-modell som løser problemet.

Litt forenklet, kan vi tolke utsagnet «ML-

modellen løser det aktuelle problemet» som en hypotese om den genererte programvaren. Denne hypotesen kan være feil i likhet med enhver annen hypotese. Dataene som læringen baserte seg på, kan for eksempel ha vært utilstrekkelige, dårlig valgt eller manipulert, og programvaren kan lide av alle slags svakheter. Derfor krever denne hypotesen den samme grundige evalueringen som enhver annen hypotese forskeren kommer opp med for den kan anses som pålitelig.

La oss se nærmere på et eksempel. Vi bruker Einsteins klassiske masseenergilov som sammenligningsgrunnlag. Nå vet vi ikke hvordan Einstein tenkte, men det synes plausibelt at han på et eller annet tidspunkt hadde en arbeidshypotese på formen:

«Et systems energi (E), masse (m) og lysets hastighet (c) kan kombineres i en matematisk ligning som beskriver deres faktiske relasjon»

Etter mye tenkning og mange tankeeksperimenter postulerte han masseenergiloven i form av følgende hypotese:

«For ethvert fysisk system, systemets energi E er lik systemets masse M multiplisert med kvadratet av lysets hastighet i vakuum c.»

La oss nå sammenligne med bruk av ML innen anvendt forskning. Vi tar utgangspunkt i en artikkel utarbeidet i EU-prosjektet Productive 4.0 hvor ML ble brukt til å predikere et nøytraliseringsnummer for en kjemisk sulfoneringsprosess til stor nytte for en norsk bedrift. En implisitt arbeidshypotese for dette arbeidet var som følger:

«For den aktuelle sulfoneringsprosessen kan en ML-modell predikere nøytraliseringsnummeret med tilstrekkelig nøyaktighet.»

I denne arbeidshypotesen spiller ML-modellen (som skal lages) samme rolle som ligningen (som skal formuleres) i arbeidshypotesen for masseenergiloven. La oss for enkelthets skyld anta at det endelige designet av læringsprosessen som forskerne i Productive 4.0 kom opp med, er beskrevet i fila design.doc (datagrunnlaget inkludert). I så fall kan vi formulere følgende hypotese:

«For den aktuelle sulfoneringsprosessen vil ML-modellen designet i henhold til fila design.doc predikere nøytraliseringsnummeret med tilstrekkelig nøyaktighet.»

Igen ser vi at ML-modellen fremstår som ligningen i Einsteins lov. I motsetning til ML-modellen er ligningen eksakt, men ellers har de tilsvarende roller. Einstein måtte selv identifisere ligningen som relaterte de parametrene han var opptatt av. I hypotesen fra Productive 4.0 spiller en automatisk frembrakt ML-modell ligningens rolle. Begge hypotesene kan falsifiseres av fremtidige tester.

For å oppsummere: ML bistår forskeren ved automatisk å frembringe ML-modellen med utgangspunkt i forskerens design av læringsprosessen, men endrer ikke helheten i forskningsprosessen. Forskeren må som tidligere karakterisere problemet som skal løses. Forskeren må også definere forskningsmetoden i form av en arbeidshypotese, designe læringsprosessen og utføre grundige evalueringer for å sjekke om ML-modellen faktisk løser problemet. ●