



#BYGG OG INFRASTRUKTUR

#DIGITAL

Vitenskapelig maskinl ring kan bidra til bedre l sninger innen geoteknikk og ingeni rgeologi



AV YARED BEKELE

MAI 2, 2023

KOMMENTARER

 0

Maskinl ring (ML) har raskt blitt et popul rt emne innen naturvitenskap og ingeni rfag p  grunn av det enorme potensialet for   l se komplekse problemer og forbedre prosesser. Antallet forskningsprosjekter og publikasjoner knyttet til dette feltet vokser raskt, i takt med at stadig flere forskere anerkjenner de mulige fordelene. Maskinl ring blir ogs  brukt i geoteknikk og ingeni rgeologi, hvor forskere bruker teknologien p  ulike m ter for   forbedre prosesser og l se komplekse problemer, for eksempel   forutsi oppf rselen til jord og bergarter.



Å bruke en kombinasjon av datadrevne og fysikkbaserte modeller kan bidra til å forutsi skred bedre enn hvis man bruker modellene separat. Foto: Shutterstock

Selv om lovende resultater har blitt oppnådd på forskjellige felt, inkludert geoteknikk og ingeniørgeologi, er ytterligere forskning nødvendig for å fullt ut realisere potensialet til maskinlæring og adressere gjeldende begrensninger og skepsis. Et område som krever mer forskning er vitenskapelig maskinlæring – som stort sett er utforsket, spesielt innen geoteknikk og ingeniørgeologi.

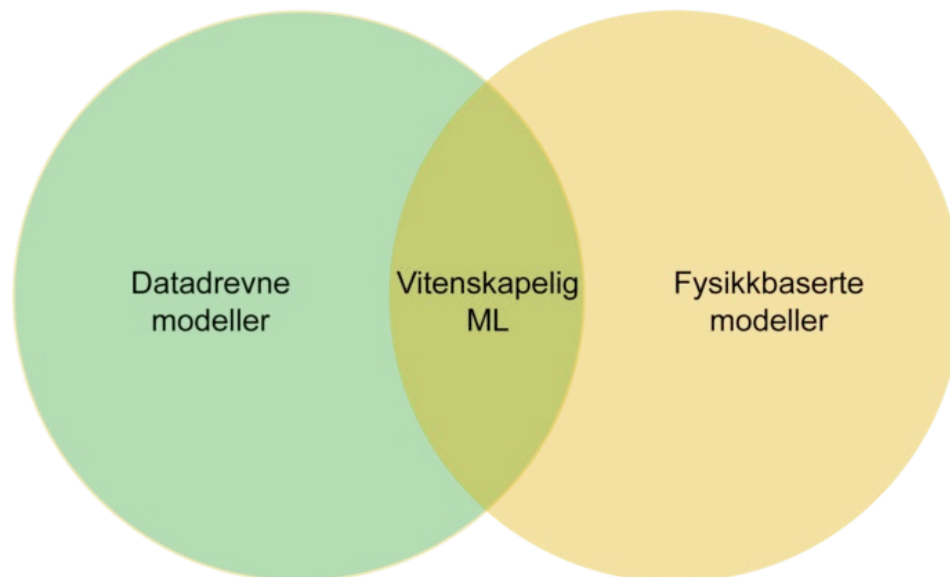
Hva er vitenskapelig maskinlæring?

Vitenskapelig maskinlæring er en tilnærming som kombinerer tradisjonelle datadrevne maskinlæringsteknikker med fysikkbaserte modeller for å utnytte styrken i begge tilnærmingene.

Datadrevne modeller er maskinlæringsmodeller som lærer mønstre og relasjoner direkte fra data, uten å kreve forhåndskunnskap om den underliggende fysikken eller mekanismene. Et eksempel på en datadrevet modell innen geoteknikk og ingeniørgeologi, er prediksjon av jord- og bergegenskaper ved å analysere store datasett fra grunnundersøkelser.

P  den annen side beskriver fysikkbaserte matematiske modeller oppf rselen til et system basert p  grunnleggende prinsipper og fysiske lover. Fysikkbaserte modeller er vanligvis formulert i form av algebraiske ligninger og partielle differensialligninger, som l ses ved hjelp av analytiske eller numeriske metoder.

Eksempler innen geoteknikk og ingeni rgeologi er bevaringsligninger for jord/bergarter som flerfasemedier (masse, momentum og energi) og konstitutive modeller (f.eks. Mohr-Coulomb, Hoek-Brown, etc.).



Vitenskapelig ML i skj ringspunktet mellom datadrevne og fysikkbaserte modeller

Vitenskapelig maskinl ring kan bidra til   overvinne begrensningene ved datadrevne og fysikkbaserte modeller. Noen av begrensningene som gj r bruken av datadrevne modeller utfordrende, er begrenset datatilgjengelighet og begrenset tolkbarhet.

P  den annen side lider ogs  fysikkbaserte modeller av begrensninger, slik som antakelser/forenklinger som ikke fanger oppf rselen til virkelige systemer, vanskeligheter med estimering av modellparametere, samt datakompleksitet.

Ved   kombinere datadrevne og fysikkbaserte modeller i vitenskapelig maskinl ring kan man overvinne disse begrensningene – f.eks. gjennom en mer effektiv bruk av data, ved   forbedre n yaktigheten og gi tolkningsmuligheter til prediksjoner. Som et fremvoksende tema omtales vitenskapelig maskinl ring ved   bruke ulike terminologier, f.eks. fysikkinformerte nevralt nettverk, fysikkinformert maskinl ring og teori styrt

maskinlæring.

Kjent vs. ukjent fysikk i geovitenskap

Usikkerhet er en iboende del av vitenskapelig undersøkelse og kunnskap. De fleste vitenskapelige disipliner er avhengige av observasjoner, målinger og eksperimenter for å teste hypoteser og teorier. Noen disipliner kan imidlertid møte mer usikkerhet enn andre på grunn av faktorer som kompleksiteten til materialene eller systemene de studerer, begrensninger i datatilgjengelighet og innhentingsmetoder, samt vanskeligheten med å teste nye hypoteser.

Geoteknikk og ingeniørgeologi er eksempler på slike disipliner, med en betydelig grad av usikkerhet og variasjon når det gjelder oppførselen til materialer som jord og berg.

I noen situasjoner innen berg- og jordmekanikk er den fysiske oppførselen til de underliggende prosessene godt forstått og kan modelleres ved hjelp av etablerte teorier og prinsipper. For eksempel kan eksisterende modeller basert på klassisk mekanikk og kontinuummekanikk fange opp responsen til jord- og bergarter under forskjellige belastningsforhold på en god måte.

I andre situasjoner er imidlertid ikke de underliggende prosessene godt forstått, noe som resulterer i en høy grad av usikkerhet. For eksempel kan naturfarer som jordskred og jordskjelv involvere komplekse fysiske prosesser, noe som kan føre til høy grad av usikkerhet. Selv i tilfeller der den fysiske oppførselen anses å være godt forstått, oppstår det usikkerheter på grunn av faktorer som varierende jord- eller bergartsegenskaper og modelleringsantakelser.

Maskinlæring og kunstig intelligens (KI) kan brukes til å identifisere ukjente mønstre som kan være umulige å oppdage ved bruk av eksisterende tilnærminger, og kan dermed kaste lys over den fysiske oppførselen til de underliggende prosessene. Ved å koble kjent fysikk fra eksisterende modeller med maskinlæring og KI-teknikker er det mulig å få en bedre beskrivelse av virkeligheten.

Potensielle applikasjoner

Det er flere bruksområder innen geoteknikk og ingeniørgeologi hvor hverken datadrevne modeller eller fysikkbaserte simuleringer alene kan gi tilfredsstillende resultater. Vitenskapelig maskinlæring kan potensielt

brukes i disse situasjonene, for   dra nytte av fordelene ved begge tiln rmingene. Noen potensielle bruksomr der inkluderer:

Forutsigelse av skred/steinsprang:   forutsi sannsynligheten for skred/steinsprang er en utfordrende oppgave p  grunn av flere faktorer. Disse naturfarene utl ses vanligvis av en kombinasjon av faktorer, slik som kraftig nedb r, skr ningsgeometri, type jord/bergart og vegetasjonsdekke. Disse faktorene samhandler p  komplekse m ter som ikke fanges opp av eksisterende fysikkbaserte modeller. Begrenset datatilgjengelighet er en annen faktor som gj r forutsigelse utfordrende n r man bruker rene datadrevne modeller. Usikkerheter i eksisterende fysikkbaserte modeller f rer ogs  til usikkerhet n r det gjelder evnen til   forutsi hendelser. Kombinasjonen av datadrevne og fysikkbaserte modeller kan bidra til   forutsi skred/steinsprang bedre enn hva som er mulig basert p  hver av tiln rmingene separat.

Digitale tvillinger av overv kede geostrukturer: I noen situasjoner kan geostrukturer (f.eks. demninger, tunneler, st ttemurer og byggegrop) m tte overv kes for   vurdere deres oppf rsel og ytelse over tid ved   installere ulike typer sensorer. Digitale tvillinger til slike geostrukturer kan lages for   muliggj re sanntidsoverv king, forutsigelse av strukturell atferd, optimalisering av vedlikeholdskrav og risikovurdering. Bruken av digitale tvillinger kan forbedres betydelig gjennom en kombinasjon av datadrevne og fysikkbaserte modeller via vitenskapelig maskinl ring. Dette gj r det mulig   lage raskere numeriske forutsigelser enn ved tradisjonelle fysikkbaserte simuleringer.

Material- og modellparameterestimering: En av de st rste utfordringene innen analyser i geomekanikk er valg av passende material- og modellparametere for geomaterialer som jord og bergarter. Det finnes flere eksisterende konstitutive modeller for slike materialer som involverer en rekke fysiske materialparametere og spesifikke modellparametere. Mens noen av disse parameterne kan hentes fra felt- og laboratorietester, er andre vanskeligere   m le. I tillegg kan det hende at parametere oppn dd under kontrollerte laboratorieforhold ikke n yaktig gjenspeiler faktiske feltforhold. Et godt eksempel her er termisk ledningsevne, hvor de faktiske feltforholdene er viktigere enn individuelle bestanddeler i et flerfasemedium. For   m te disse utfordringene kan tilbakeberegninger som kombinerer datadrevne og fysikkbaserte modeller brukes til   gj re en realistisk beregning av materialer og modellparametere for videre analyse og designapplikasjoner.

Slik kan vi realisere potensialet

Å realisere potensialet til vitenskapelig maskinlæring innen geoteknikk og ingeniørgeologi krever en tverrfaglig tilnærming som integrerer flere nøkkelkomponenter. Datainnsamling av høy kvalitet er avgjørende – ikke bare basert på tradisjonelle laboratorietester og felttester, men også andre typer data, inkludert sensorbaserte overvåkingsdata og fjernmålingsdata.

I tillegg kan integrasjon av vitenskapelig maskinlæring med numeriske simuleringer av høy kvalitet ved bruk av element-modeller øke resultatenes nøyaktighet og robusthet.

Å sikre at resultatene og forutsigelsene er tolkbare og forklarbare, er også avgjørende for å skape tillit og aksept for metodene. Å nå disse målene krever samarbeid mellom personell med kompetanse på ulike områder. Bare slik kan vi skape ny innsikt og finne løsninger på komplekse geotekniske og geologiske utfordringer. SINTEF jobber aktivt med temaet, og er opptatt av å realisere potensialet gjennom forskningsprosjekter som involverer relevante interessenter.

Kontakt

Siste innlegg



Yared Bekele

TAGS • [DIGITAL TVILLING](#) • [INFRASTRUKTUR](#) • [INGENIØRGEOLOGI](#) • [KI](#) • [MASKINLÆRING](#)

DEL INNLEGGET



0 KOMMENTARER PÅ "VITENSKAPELIG MASKINLÆRING KAN BIDRA TIL

BEDRE L SNINGER INNEN GEOTEKNIKK OG INGENI RGEOLOGI”

LEGG IGJEN EN KOMMENTAR

[FORRIGE INNLEGG](#)

[NESTE INNLEGG](#)

Kontaktinformasjon

SINTEF

Telefon: +47 40005100

Besøk og leveringsadresser:

Strindveien 4, Trondheim

Postadresse:

Stiftelsen SINTEF,

P.O. Box 4760 Torgard,

NO-7465 Trondheim,

Norway

E-post:

info@sintef.no

[Personvernerklæring](#)

Tema

#Bygg og Infrastruktur / #Digital / #Energi / #Hav / #Helse / #Industri / #Industri / #Nanomedisin / #Samfunn / #Vareproduksjon / Bærekraftig energi / bærekraftsanalyser / Bioenergi / Bioteknologi og nanomedisin / Bygningsfysikk / CO₂-håndtering / Elkraftkomponenter / Energieffektivisering / Energisystemer / fiskeri / Fuktskader / Gassteknologi / globalhavforvaltning / Grid/Smartgrids / havbruk / Havvind / Havvind / Integreerte energisystemer / kystinfrastruktur / marintmiljø / maritimtransport / Materialer og nanoteknologi / Naturmangfold / nyebiomarineressurser / Petroleum / Politikk / Renewable energy / SINTEF / sirkulærbiøkonomi / sirkulærbiøkonomi / sjømatprosessering / Smartgrids / Solkraft / Subsea / Transport / Uncategorized / Vannkraft



Tema

#Bygg og Infrastruktur (87) / Fuktskader (4) / #Digital (66) / #Energi (602) / Bioenergi (101) / CO₂-håndtering (134) / Elkraftkomponenter (91) / Energieffektivisering (171) / Energisystemer (207) / Gassteknologi (108) / Havvind (115) / Integreerte energisystemer (2) / Politikk (128) / Renewable energy (22) / Smartgrids (17) / Solkraft (5) / Subsea (84) / Vannkraft (112) / #Hav (117) / bærekraftsanalyser (3) / fiskeri (6) / globalhavforvaltning (7) / havbruk (13) / Havvind (4) / kystinfrastruktur (3) / marintmiljø (7) / maritimtransport

(6) / Naturmangfold (4) / nyebiomarineressurser (7) / sirkul rbi konomi (2) / sj matprosessering (1) / #Helse (28) / #Industri (43) / B rekraftig energi (2) / Bioteknologi og nanomedisin (2) / Materialer og nanoteknologi (1) / Petroleum (3) / #Industri (4) / #Nanomedisin (2) / sirkul rbi konomi (1) / #Samfunn (63) / #Vareproduksjon (14) / Bygningsfysikk (3) / Grid/Smartgrids (1) / SINTEF (23) / Transport (23) / Uncategorized (4)

Copyright   2017 #SINTEFenergy.