

å anse som fullgodt alternativ til å oppfylle rapporteringskravet i rskl. § 3–3 c. Funnene taler for at departementets innstramming i form av ikke lenger å godkjenne rapportering etter de to veiledningene med mindre kravet i rskl. § 3–3 c oppfylles, ikke har ført til at selskapene har foretatt justeringer for å påse at deres bærekraftsrapportering oppfyller kravet til minimumsopplysninger. En undersøkelse

gjennomført av Deloitte i 2019 viser lignende funn. Revisjonsselskapet sammenlignet Norges 50 største foretaks bærekraftsrapportering fra 2017 med 2018. Resultatene viste at foretakenes rapportering var relativt uendret fra året før, og at det fremdeles eksisterer bærekraftsrapporter med utydelig eller manglende informasjon blant annet

om hvordan foretakene vil oppnå sine mål² (Fredriksen et. al., 2019, s. 26).

Hele masteroppgaven kan lastes ned fra: <https://bit.ly/3k7H8gD>

² Fredriksen, Ø., Rosenblad, S.C. & Jones, A.R. (2019). Grønnvasking eller målbare resultater? *Revisjon & Regnskap*, 7, 26. Hentet fra www.revregn.no/i/2019/7/rr07-2019-a-880

Om Forskning og revisjon



Kyrre Kjellevold er mottaker av Revisorforeningens doktorgradsstipend og er nå ferdig med sin doktorgrad i revisjon og finansregnskap ved Norges Handelshøyskole. I denne spalten vil han presentere relevante forskningsfunn fra inn- og utland i et forsøk på å gjøre forskningen mer tilgjengelig for praktiserende revisorer.

Når maskinene avslører at ledelsen lyver

En rekke nye studier viser at maskinlæringsteknikker estimerer avsetninger med færre feil enn selskapsledelsen og avslører regnskapsmanipulasjon bedre enn etablerte teknikker.

Det er mange selskaper som må gjøre tapsavsetninger og nedskrivninger nå om dagen, i kjølvannet av covid 19-utbruddet. Det er vanskelige vurderinger som åpner opp for utilsiktede feil og direkte manipulasjon fra ledelsens side. For revisor kan det være en krevende oppgave å vurdere antagelsene bak ledelsens vurderinger.

Nye maskinlæringsteknikker gir revisor, analytikere og andre interessenter

bedre verktøy for å vurdere ledelsens historie og redusere sannsynligheten for uoppdagede feil.

Kort om maskinlæring

Maskinlæring er algoritmer som med varierende grad av brukerinvolvering, og på ulike måter (lineær regresjon, beslutningstrær m.m.), søker å finne ut hvordan en funksjon av X variabler kan settes sammen for å predikere Y. Dette gjør algoritmen ved å prøve ut tusenvis av kombinasjoner av X inntil den finner det som gir lavest feilmargen mellom den estimerte Y og den faktiske Y.

Prosessen starter ved at man trener algoritmen på et datasett som inneholder både X og Y. Deretter tester man prediksjonsevnen i et nytt datasett der man kjenner både X og Y, men bare

fôrer algoritmen verdiene av X og lar den predikere verdien av Y.

Forskjell på å forklare og å predikere

Forskere starter som regel med en teori om hva de tror sammenhengen mellom X og Y er, før de spesifiserer en modell som de så tester på et bestemt datasett. Maskinlæringsteknikker lar motsatt ofte dataene velge modellen.

På den måten er dette gode teknikker å benytte når man mangler den teoretiske forståelsen av fenomenet og/eller det er veldig mange X-variabler tilgjengelig. Utfordringen med maskinlæringialgoritmers måte å lære på er at det ofte kan være vanskelig å finne ut av den teoretiske sammenhengen mellom de spesifikasjonene av variablene som (X) algoritmen velger.

Det er forskjell på å predikere om noe skjer, og å forklare hvorfor det skjer.

Maskinlæring og avsetninger for tap

Et team av amerikanske forskere undersøkte hvorvidt maskinlæringsalgoritmer kunne gi bedre estimat på forsikringsselskapers tapsavsetning enn selskapets eget estimat rapportert i årsregnskapet.

De fant at maskinlæringsalgoritmer estimerte tapsavsetningene med mindre feil (målt mot realisert tap) enn ledelsen selv. Algoritmene baserte prediksjonen på informasjon som er åpent tilgjengelig for revisor og andre interessenter: operasjonelle, finansielle og makroøkonomiske variabler.

Analyser av hvorfor maskinlæringsalgoritmene ledet til mer treffsikre tapsavsetninger finner at det hovedsakelig ikke skyldes at algoritmene tar hensyn til mer informasjon, men at de reduserer muligheten for ledelsens bias. Maskinlæringsalgoritmer kan altså være et nyttig verktøy for revisor i evalueringen av ledelsens estimat – spesielt når ledelsens insentiver peker mot økt risiko for regnskapsmanipulasjon.

Maskinlæring og mislighetsrisiko

Misligheter forekommer sjeldent, og kan være svært vanskelig å oppdage. Mislighetsrisikofaktorene i ISA 240 er samtidig så mange at det blir fort «å rope ulv» hvis man skal reagere hver gang det lyser rødt. Å øke treffsikkerheten til dagens risikovurderingsmetoder vil gjøre revisors oppgaver mer håndterbare.

Forskning viser at maskinlæring kan lede til vesentlig forbedring av risikovurderinger basert på tradisjonelle metoder (som måltallsanalyse og Dechow-metoden).¹ Det er intuitivt appellerende å la dataene snakke for

seg, og ikke tvinge risikoanalysen inn i regnskapsteori som trolig er begrenset i forståelsen av driverne bak lederes regnskapsmanipulasjon.

Basert på tilgjengelige finansielle data fant forskerteamet til Bao et al. (2019) at maskinlæringsalgoritmen deres forbedret treffsikkerheten med 75 prosent i forhold til tradisjonelle metoder.²

Maskinlæring og lønnsomhetsanalyser

Til slutt har maskinlæringsalgoritmer også gjort sitt inntog i lønnsomhetsanalyser. Ti år med forskning har vist at finansielle analytikere ikke er spesielt gode på å spå fremtidig lønnsomhet.³

Ved å bruke amerikanske selskapsdata helt tilbake til 1963 (og frem til 2017) fant et forskerteam fra University of Illinois at maskinlæringsalgoritmer klart forbedret prognosene av en rekke lønnsomhetstall hele fem år frem i tid.⁴

Metodene forskerne tok i bruk økte klassifiseringsnøyaktigheten på retningen til lønnsomhetsmålene med mellom 7,1 til 9,8 prosent, avhengig av måltallet (sammenlignet med 50 % nøyaktighet for random walks/analytikere). Algoritmene ga videre enda bedre treffsikkerhet på kontantstrømestimatene.

At algoritmene er så treffsikre hele fem år frem i tid, tyder på at de bakenforliggende årsaksforholdene til selskapers lønnsomhet er mer stabile enn man kanskje kunne tro.

Konklusjon

I sum viser studiene at revisor, analytikere og andre kan ha mye å tjene på å

² Treffsikkerheten er her målt i faktiske og økonomiske termer gjennom å måle treffsikkerheten blant de selskapene plukket ut med størst sannsynlighet for misligheter (i artikkelen er dette satt som de 1 prosent øverst rangerte selskapene etter mislighetsrisiko). Maskinlæringsalgoritmen plukket ut 16 fraud cases, mens benchmarkmodellen fant 9.

³ Analytikere er ofte ikke bedre enn såkalte random walks-modeller. Se Bradshaw et al. (2012) – *A re-examination of analysts' superiority over time-series forecasts of annual earnings*.

⁴ Forskerne undersøkte prediksjonen av følgende lønnsomhetstall: return-on-equity (ROE), return-on-assets (ROA), and return-on-net operating assets (RNOA), cash flow from operations-to-assets (CFO), and free cash flow-to-assets (FCF).



Maskinlæring er algoritmer som med varierende grad av brukerinvolvering søker å finne ut hvordan en funksjon av X variabler kan settes sammen for å predikere Y.

benytte maskinlæringsteknikker mer aktivt enn de trolig gjør i dag.

Revisor bør kanskje også øke risikovurderingen av klienter som ikke ønsker å ta i bruk disse teknikkene i stedet for å stole på egen (eller andres) dømmekraft.

Fremtiden har vært her lenge. På tide å ta den i bruk.

Les videre (som en start):

Detecting Accounting Fraud in Publicly Traded U.S. Firms Using a Machine Learning Approach (2019) av Bao, Ke, Li, Yu & Zhang.

Machine Learning Improves Accounting Estimates: Evidence from Insurance Payments (2020) av Ding, Lev, Peng, Sun & Vasarhelyi.

Using Machine Learning to Detect Misstatements (2019) av Bertomeu, Chyen, Floyd & Pan.

Predicting Profitability Using Machine Learning (2019) av Anand, Brunner, Ikegwu, Sougiannis.

Sjekk også ut kurs på DataCamp, Udemy og Coursera for lavterskeltilbud inn i maskinlæringsverdenen.

¹ Bertomeu et al. (2019) finner eksempelvis at følgende variabler samlet sett var viktige prediktorer på feil (både faktiske feil og misligheter) i regnskapet: 1) andelen (%) human kapital og immaterielle eiendeler av totalkapitalen, 2) bid-ask spread i aksjeprisen (mål på informasjonssymmetri), 3) non-audit fees delt på totale fees, 4) hvorvidt revisor har gitt kvalifisert uttalelse om internkontrollen, 5) endringer i operasjonelle leasinger, 6) short interesse for aksjen og 7) volatiliteten til børskursen.