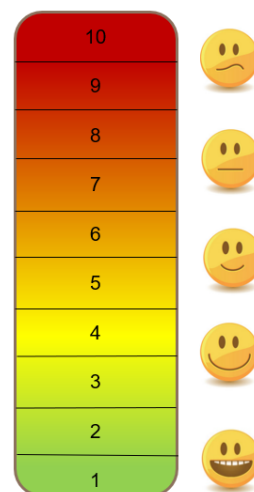


Ratingmodel for landbrugs- virksomheder



Indholdsfortegnelse	Side
Baggrund, formål og afgrænsning	2
Generelt om ratingmodeller	2
Bankruptcy prediction model	4
Metodevalg	5
Modeludvikling	7
Øvrige elementer i ratingmodellen	16
Branchemodul	16
Managementmodul	17
Risikomodul	18
Afsluttende bemærkninger	19

For notatet:

Erhvervsøkonomisk chef Klaus Kaiser
SEGES, Landbrug & Fødevarer
T +45 8740 5175
M +45 2013 5175
E kak@seges.dk

Seniorspecialist Philipp Trenel
AgroTech
Teknologisk Institut

Baggrund, formål og afgrænsning

Enhver virksomhed, som opererer i en markedsøkonomi, er nødt til at have et klart billede af deres debitor-risiko, da de ellers kan blive ramt af misligholdelse af deres udeståender. Især i den finansielle sektor er der udviklet avancerede modeller til at beregne kreditrisikoen, og derudfra foretage individuel prissætning af kreditfaciliteter samt foretage beregninger for det nødvendige likviditets- og solvensberedskab.

Alle pengeinstitutter har ratingmodeller, da de skal kende deres risiko, dvs. sandsynligheden for at deres debitorer misligholder deres forpligtelser (Probability of Default, "PD"). PD er bankernes "holy grail". Men også andre virksomheder skal kende deres styrke og risiko – også i stress-scenarier - og opererer derfor med kredit- og risikovurderinger med forskellig kompleksitet, afhængig af formål og marked.

Det primære formål med en ratingmodel er at kvantificere de væsentligste forhold omkring en virksomhed, som har indflydelse på dens økonomiske styrke og robusthed. Derved muliggør en ratingmodel ikke blot en vurdering af kreditværdigheden og faresignaler, men kan med velvalgte parametre og outputs også anvendes som et værktøj i forhold til at identificere styrker og udviklingspotentialer for en given virksomhed.

Anvendt over en årrække, kan en sådan model ydermere give indikationer af, i hvilken retning virksomheden bevæger sig. Hvis virksomheden bevæger sig i en negativ retning i forhold til indtjeningsevne, robusthed eller direkte overlevelsessevne, kan en ratingmodel med en flerårig horisont tilbage og fremad i tid anvendes til at give tidlige signaler ("early warning") om, hvorvidt virksomheden bevæger sig i en ønsket eller uønsket retning.

Eftersom netop disse aspekter er hovedformålet med nærværende modeludvikling, kan modellen anvendes som et rådgivningsværktøj til at screene og vurdere virksomhedens aktuelle styrke og robusthed, til at kunne give early warnings i forhold til en uønsket retning for virksomhedens økonomiske udvikling samt til at afdække eventuelle områder, der kræver særlig opmærksomhed med henblik på at kunne gribe forebyggende ind med rådgivning og vejledning.

En oplagt anvendelsesmulighed for en ratingmodel er at anvende den til dels at blive informeret om, hvordan virksomheden klarer sig på en lang række parametre og dels at beregne, hvordan virksomheden vil klare sig under alternative tiltag. Hvordan bliver virksomhedens rating påvirket, hvis der foretages en given handling; en besparelse, en investering, en omlægning osv.? Forbedrer eller forværrer det virksomhedens rating? Hvilken af forskellige alternativer har den mest positive påvirkning af ratingen?

Generelt om ratingmodeller

En ratingmodel indeholder forskellige elementer, som tilsammen kan afdække en virksomheds eller families/persons økonomiske styrke og robusthed. Vurderingen kan udtrykkes i en karakter ("score").

Scoren afhænger ideelt set af 1) virksomhedens indtjeningsevne og dermed evnen til at forrente og afdrage gæld (alternativt investere), 2) hvor velkonsolideret virksomheden er, og dermed evnen til at stille sikkerhed og modstå økonomiske stød, 3) forholdene i virksomhedens omverden er, 4) virksomhedens management samt 5) den risiko, der udgøres af virksomhedens markedseksponering.

Typisk indeholder elementerne i en ratingmodel for en virksomhed både kvantitative og kvalitative elementer. De kvantitative informationer hentes primært fra regnskaber o.lign. Disse anvendes i

forbindelse med 1), 2) og 5) ovenfor. Forholdene i omverdenen, punkt 3), vurderes typisk ud fra en kombination af kvantitative og kvalitative markedsforhold i den branche, som virksomheden er aktiv inden for. Punkt 4), virksomhedens management, vurderes primært ud fra en kvalitativ vurdering af virksomheden og virksomhedens ejer.

Elementerne indgår med forskellig vægt i den endelige model og der kan være forskelle fra model til model og fra aktør til aktør, alt efter formål og kreditpolitik.

Elementerne, der adresserer indtjeningssevne og konsolidering, beregnes via en "Bankruptcy Prediction Model" (BPM). Denne model beregner sandsynligheden for misligholdelse af finansielle forpligtelser.

Branchevurderingen, der vedrører forhold i omverdenen og branchen i sig selv, er endnu et selvstændigt element.

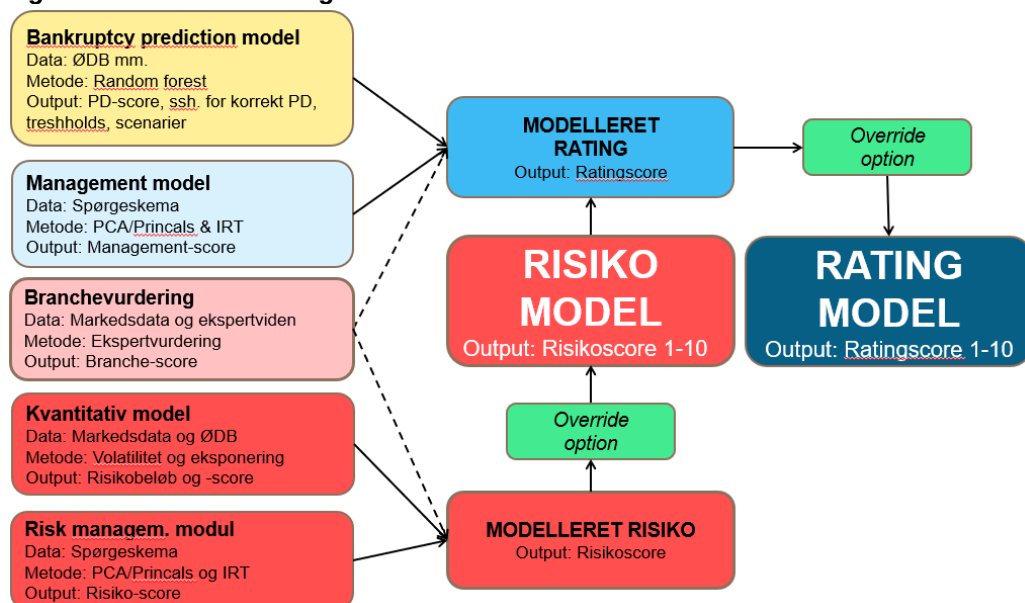
De kvalitative elementer indeholder en subjektiv vurdering af virksomhedens ledelses- og produktionsmæssige forhold samt risikostyring, som den ratende instans enten selv foretager eller indsamler.

Ratingmodellen vil i sin endelige udformning inddrage alle elementer samt give mulighed for efterfølgende at inddrage flere elementer.

De forskellige moduler vil i denne sammenhæng blive behandlet selvstændigt. Efterfølgende beskrives muligheden for at integrere branche- og managementvurderingen med BPM.

Outputtet bliver udviklet trinvist. Først udvikles en model, der alene beregner en score ud fra automatisk, uploadede kvantitative data (BPM). Dernæst en bredere model, der giver mulighed for at supplere beregningen med brancheelementerne. Og endelig integreres også de kvalitative elementer, hvor data indhentes og/eller vurderes af den ratende instans.

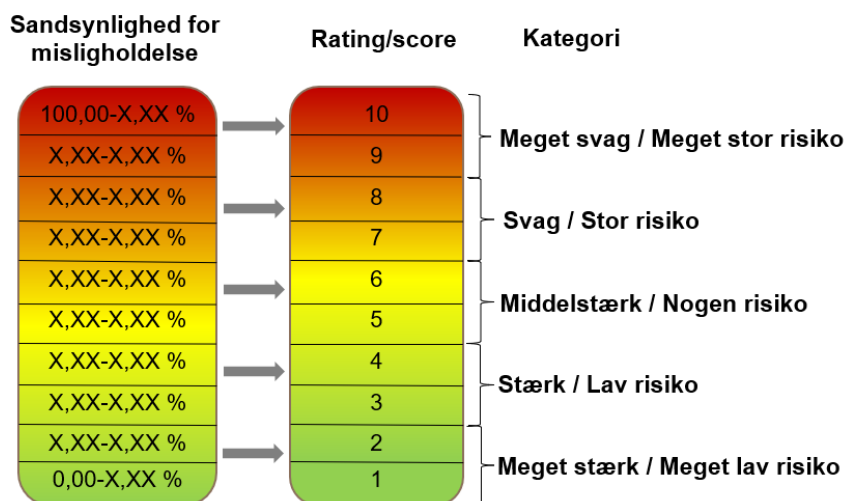
Figur 1: Overordnet rating model struktur



For at skabe det bedst mulige overblik over en virksomheds økonomiske styrke samles alle de forskellige moduler i en samlet score/rating, som kan holdes op imod en skala (f.eks. fra 1 til 10), som

udtrykker forskellige grader af økonomisk styrke og risiko. Skalaen kan yderligere deles op i grupper/kategorier:

Figur 2: Fra PD til ratingscore og kategorisering



Skalaen er fast, således at den enkelte virksomhed bevæger sig op og ned over tid, afhængig af deres aktuelle score.

PD og scoren i nærværende model har et to-årigt sigte. Det kan adskille sig fra andre ratingmodeller, der rangerer fra 1 år til et længere perspektiv, alt afhængig af formål.

En modelgenereret styrke-karakter kan undertiden være misvisende, da der kan forekomme væsentlige forhold, som ikke kan inkorporeres i en model. Det er derfor nødvendigt, at der foretages et "realitetstjek" og evt. revurdering af scoren. Men også i sådanne tilfælde kan modellens output ofte med fordel danne udgangspunkt for den endelige vurdering.

Eftersom der undertiden sker strukturelle ændringer i markedsvilkårene for landbrugsvirksomheder, ligesom der med tiden fremkommer yderligere information fra nye misligholdelser og disses årsager, er det hensigten, at der foretages en årlig reestimering og validering, således at modellen giver så nøjagtigt og opdateret information som muligt.

Bankruptcy prediction model

Det centrale element i den samlede ratingmodel er Bankruptcy Prediction Model (BPM), der beregner sandsynligheden for, at en given virksomhed misligholder sine finansielle forpligtelser (PD).

Default er en hændelse, der kan dække over forskellige grader af misligholdelse. I nærværende model defineres misligholdelse som et eller flere af følgende hændelser: 1) Erklæret konkurs, 2) Misligholdelse, der medfører, at der pålægges mora-renter (straf-renter) samt 3) Uoverstigelig gæld, der medfører gældssanering (ofte er gældsrekonstruktion et alternativ til en konkurs).

Langt hovedparten af inputtet til modellen (de forklarende variable) stammer direkte fra virksomhedens regnskaber, og de anvendte forklarende variable er faktuelle, kvantitative og objektive i den forstand, at de opfylder de gældende regnskabsstandards.

Ligeledes er det vigtigt at anvende faktuelle data for misligholdelse. Konkurserne er observeret i Statstidende.dk, mens hændelserne mora-renter og gældssanering er observeret i regnskaberne.

Metodevalg

Gennem tiderne er der anvendt forskellige metoder og modeller til at prædiktere misligholdelse. I 1800-tallet var det udelukkende subjektive og kvalitative vurderinger, der lå til grund for "ratingen". I 1900-tallet blev modellerne mere kvantitativt orienterede og gik fra univariable over multivariable modeller, baseret på lineære sammenhænge til mere komplicerede non-lineære og "Black Box"-modeller.

En af de mest kendte og anvendte modeller er Altmans Z-score, som bygger på lineær, diskriminant analyse, og som forsøger at klassificere variable med forskellig styrke i grupper eller kategorier ud fra forklarende variable. Under antagelse af normalfordelte variable transformeres diskriminantfunktionen til en simpel lineær funktion med fem faste variable og faste koefficienter.

De senere år har optionsteori, machine learning, AI-teknologi o.a. givet mulighed for at arbejde med mere avancerede modeller. Samtidig er kvalitative variable genintroduceret, kalibreret og integreret i de kvantitative modeller.

Klassiske regressionsmodeller, som har til hensigt at estimere PD for en given virksomhed, indeholder typisk variable fra regnskaber, såsom soliditet, udvikling i indtjening, indtjening i forhold til renteudgifter, cash flow, afkastningsgrad, finansieringssammensætning o.lign. Derudover understøttes modellerne med vurderinger af virksomhedens effektivitet, vurdering af ledelse, diverse risici og adfærdsmæssige forhold såsom træk på kreditter, overtræk, rykkere, restancer mv.

Valget af model er afhængigt af formålet. Det overordnede formål med nærværende model er at styrke landbrugsvirksomheders økonomi og robusthed for derved at reducere antallet af misligholdelser og andre situationer, hvor virksomheden ikke er i stand til at svare sine forpligtelser. Modellen skal derfor være et rådgivningsværktøj, så en uønsket udvikling opdages på et tidligt tidspunkt med henblik på at indlede dialog og rådgivning af den truede virksomhed (early warning). Modsat skal modellen ligeledes være i stand til at kortlægge virksomhedens stærke sider. Modellen skal kunne opdeles og anvendes på hoveddriftsgrenene og skal kunne prædiktere på såvel enkeltvirksomheds- som porteføljeniveau.

For at opnå et sådant formål, vælges en model, der:

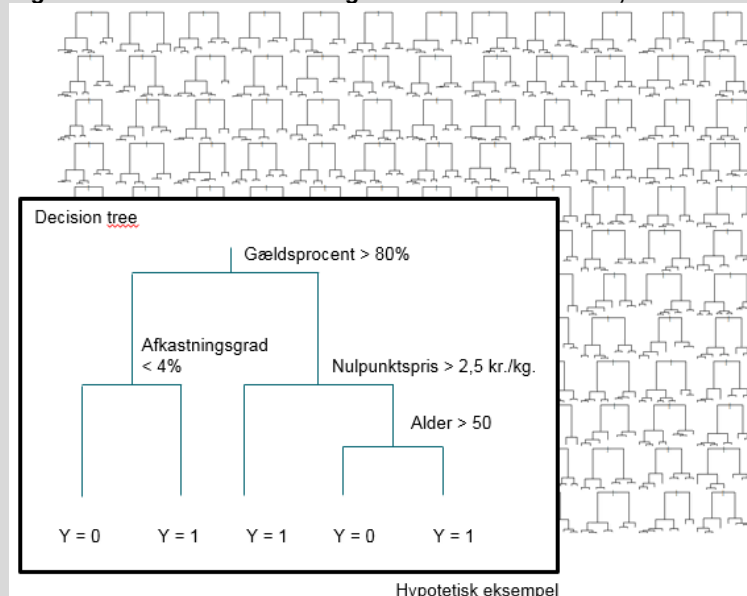
- Kan levere en høj prædiktionsnøjagtighed
- Kan vise udviklingen i virksomhedens økonomiske styrke over en årrække
- Er brugervenlig, således at modellen overordnet set:
 - Anvender et input, som intuitivt giver mening
 - Giver et output, som kan kvantificeres og rankes
 - Giver et output, som identificerer tærskelværdier for de mest betydende input-variable
 - Giver et output, som er direkte anvendeligt i rådgivningen, herunder giver et output, som er umiddelbart forståeligt og fagligt kan fortolkes ved at udpege de for en given bedrift mest betydende input-variable

En Random Forest (RF) model vurderes at kunne leve op til disse kriterier, hvorfor denne er valgt som grundmodel. Som der redegøres for nedenfor, er der dog foretaget en række justeringer og tuning af grundmodellen.

Random Forest ("RF") er en supervised machine learning metode (forud defineret klassifikation), der optimerer prædiktionslevnen ved at benytte en samling ("bag") af nær-uafhængige beslutningstræer (decision trees, "DT"), bygget på typisk et stort sæt af input-variable. RF er en non-parametrisk metode, der kan anvendes til binær klassifikation, multi-class-klassifikation eller regression.

Hvert DT i skoven anvender en hierarkisk sekvens af "if-else"-split i inputvariablene til at opdele observationerne i subgrupper (del-træer, grene), således at prædiktionsfejlen i PD (ja/nej) for bedrifterne (placeret ved træets blade) minimeres. Ved hvert træes dannelse anvendes der et tilfældigt (sub-)sample af observationer og input-variable. Ved at samle prædiktionen hen over alle skovens træer ("bagging") øges prædiktionspræcision. Den endelige prædiktions for en given bedrift er majority-voten hen over alle træer i skoven og PD beregnes som andelen af træer i skoven, hvor bedriften klassificeres som PD = ja ($Y = 1$). Modellens prædiktionslevne vurderes som den gennemsnitlige andel korrekt prædikterede bedrifter på tværs af skoven for alle i et givet træ ikke-subsamplede observationer ("out-of-bag" sættet).

Figur 3: Et udsnit af skoven og et enkelt decision tree, der viser et eksempel på splitregler



Selvom RF-metoden er optimeret til at mindske prædiktionsfejlen, kan metoden bruges til at udpege de mest betydende input-variable og dermed bidrage til en overordnet tolkning af sammenhænge mellem input-variablene og PD. Input-variablenes betydning kan estimeres for både hele populationen (alle observationer, global betydning) eller en enkelt bedrift (specifik betydning). En input-variabels **globale betydning** estimeres ud fra input-variablenes hyppighed i skoven og placering i de enkelte træer. En input-variabel, der optræder i mange træer i skoven og/eller optræder tæt ved træernes rod, har stor betydning for mange bedrifter, idet variabelen bidrager til at mindske prædiktionsfejlen for mange observationer i datasættet. Variable, der optræder længere nede i træerne (tættere på bladene) har en mere idiosynkratisk betydning, dvs. kun for enkelte bedrifter, betinget af variable højere op i træerne. En input-variabels **specifikke betydning** for en enkelt bedrift vurderes ud fra de variable, der optræder langs de forgreninger i skoven, der fører til bedriften og beregnes som den gennemsnitlige ændring i PD-sandsynlighed, som en relativ ændring i variabelen (f.eks. 2,5 %) medfører (høj ændring i PD betyder stor betydning).

Både den globale og specifikke betydning tager ikke hensyn til kompleksiteten i inter-afhængigheden af variablene (vekselvirkning eller synergieffekter) i RF-metoden, men udpeger de variable, der isoleret set (marginalt) har den største indflydelse.

Efterhånden som adgangen til data er blevet lettere og rigeligere, anvendes i stigende grad machine learning teknikker til at forbedre modellens prædiktionssevne. RF er en af machine learning teknikkerne, der er i stand til at approksimere komplekse og muligvis ikke-lineære sammenhænge mellem et stort sæt input-variable og output-variablen. En RF-model kan indeholde samme variable som klassiske lineære økonometriske modeller, men kan derudover udnytte andre økonomiske eller produktionsrelaterede input-variable, hvis betydning gør sig gældende i de mere komplekse og ofte ikke-lineære synergi-effekter med andre inputvariable.

Derudover kan modellen indeholde en lang række variable, der er beregnede features af input-variablene, f.eks. en økonomisk input-variables løbende varians i en given periode. Derved øges modellen kompleksitet, hvilket ofte fører til muligheden for at øge modellens prædiktionssevne ("accuracy") og pålidelighed.

En anden fordel af RF-metoden sammenlignet med klassiske lineære økonometriske modeller er metodens evne til at udføre en automatisk variabeludvælgelse (variable selection) også i situationer, hvor der er relativt mange eller endda flere input-variable (kolonner) eller observationer (rækker) i datasættet.

Med en øget modelkompleksitet mindskes muligheden for at tolke på simple kausale sammenhænge mellem de forklarende og den prædikterede variabel, som er en af de økonometriske modellens fordele og formål. I RF-metoden kan man tilnærme sig økonometriske modeller med henblik på at tolke på de overordnede sammenhænge mellem input og output ved at estimere inputvariablenes betydning (variable importance) og at estimere den marginale (isolerede) effekt på PD.

I tilfælde af, at der er beregnet et sæt features for hver input-variabel og/eller tilfælde, hvor der foreligger højt korrelerede input-variable i datasættet, kan der beregnes en pooled variable importance for grupper af sammenhørende variable.

Modeludvikling

Modellen består af følgende 8 trin:

- 1) Variabelgruppering
- 2) Beregning af populationstrends og kontekstuelle variable for hver ØDB-variabel
- 3) Variabel-interpolering
- 4) Feature extraction i form af beregning af lags, hastighed, acceleration og løbende varians
- 5) Random-forest-baseret variable hunting (variable selection)
- 6) RF modeltræning og -test
- 7) Beregning af global og specifik pooled variable importance (VIMP) for tolkning af modellens prædiktation
- 8) Opgørelse af modellens prædiktionssevne

1) Variabelgruppering

Der foreligger i alt 96 grundvariable i ØDB-datasættet, hvoraf 23 variable er grundoplysninger eller ID-variable, ikke medtaget i modellen. 71 variable er informative forklarende variable og 2 er 0/1-responsvariablene konkurs og misligholdt. Valget af variable har afgørende betydning for modellens prædiktionssevne og tolkbarhed. For at lette tolkningen af RF-modellen og øge anvendelsesmulighederne blev alle ØDB-variable, der indgår i modellen, udvalgt og klassificeret i fagligt meningsfulde grupper på baggrund af en faglig vurdering og en korrelationsbaseret clusteranalyse af variablene. Der er følgende variabelgrupper med antal variable i gruppen angivet i parentes: Demografi (4), Effektivitet (11), Finansielt

(4), Realkreditinstitut og bank (2), Produktivitet (2), Rådgivning og ejendom (7), Rentabilitet, likviditet og indtjening (19), Soliditet (15), Markedsforhold (4) og Andet (3), herunder økologi.

2) Beregning af populationstrends og kontekstuelle variable for hver ØDB-variabel (konjunktur)

For alle numeriske variable i datasættet blev der indenfor hver driftsgren (Kvæg, Planteavl, Sohold, Slagtesvin og Øvrige) beregnet en årlig gennemsnitsværdi og standardafvigelse, og disse blev tilføjet til datasættet som populationsvariable, dvs. alle bedrifter indenfor samme driftsgren har samme værdi i populationsvariablene. Derefter blev for hver bedrift og variabel beregnet den bedriftsspecifikke afvigelse fra populationsgennemsnittet og denne kontekstuelle variabel blev tilføjet datasættet og erstatter den oprindelige variabel. Afvigelsen blev både udtrykt som forskellen til populationsgennemsnittet og som kvantilen, som en given bedrift ligger på i populationsfordelingen.

3) Variabel-interpolering

Der tages udgangspunkt i virksomheder med 5 års historik. En del af datasættet over alle årene består dog af missing data, idet de fleste bedrifter ikke bidrager med data til ØDB i alle årene. Der blev anvendt Stineman-interpolering (en monoton polynomisk interpolering) for alle variable for at interpolere variable for alle bedrifter i de år, der ligger mellem ØDB-observationer.

4) Feature extraction

For alle numeriske variable og bedrift/år-kombinationer blev der beregnet følgende features: lag1, lag2, lag3 og lag4, første-ordens difference (hastighed) mellem lag1 og lag2 (d1), lag 2 og lag3 (d3) og lag3 og lag4 (d3), difference-af-differencen (acceleration) på tilsvarende måde (dd1, dd2) og en løbende 3-års standardafvigelse.

5) Random-forest-baseret variable hunting (variable selection)

Der er foretaget en RF-baseret variable hunting (Ishwaran & Kogalur, 2016) for at bortselektare variable, der udviser en meget lav sandsynlighed for at have en forklarende værdi for prædiktionen af misligholdelses-sandsynligheden (PD). I en RF-baseret variable hunting splittes datasættet i flere test og træningsfold (krydsvalidering). Derefter fittes der en initial RF-model og variabelenes variable importance (VIMP) beregnes. Dernæst fittes der til hvert fold en RF-model på et tilfældigt udsnit af forklarende variable, hvor variablene plukkes med en sandsynlighed proportional til deres VIMP i den initiale model. Variablene sorteres efter deres variable importance, og der fittes en sekvens af RF-modeller, hvor der tilføjes én variabel ad gangen til modellen fra den mest betydende til den mindst betydende, indtil den samlede summerede VIMP ikke længere øges. Denne procedure gentages for alle fold, og hele proceduren gentages n gange. Der optælles for hver variabel, hvor ofte den er blevet udvalgt på tværs af alle fittede RF-modeller, og variable, der ikke er blevet udvalgt i nogle af de fittede modeller, bortselekteres.

6) RF-modeltræning og -test

Der er trænet for hvert fokusår og driftsgren (herunder alle driftsgrene samlet) en RF-model af $N = 500$ træer. For hvert fokusår foregik resamplingen indenfor hver iteration ved, at 1) der blev taget et subsample med tilbagelægning af case-bedrifter (bedrifter der er gået konkurs eller er misligholdt i pågældende fokusår), 2) et sample af tilsvarende størrelse af kontrolbedrifter fra samme fokusår (downsampling), 3) der blev trænet en træmodel (0.67%-subsampling, class-imbalance adjustment og default indstillinger ellers) på det samlede træningsdata.

Den valgte strategi sikrer, 1) at bedrifter figurerer kun én gang i trænings- eller testdatasættet (uafhængige test og træningsdata), og 2) at der opnås en class-imbalance adjustment for at håndtere den forholdsvis lave prævalens af misligholdelse i data.

Der er trænet RF-modeller til at prædiktere 1) konkurs, 2) misligholdelse og 3) konkurs eller misligholdelse for alle driftsgrene og hver driftsgren for sig.

Prædiktionens tidsvindue blev varieret fra et til tre år, hvorved en f.eks. 2-års prædiktion dækker over en prædiktion, at hændelsen indtræffer enten om 1 eller 2 år. F.eks. ved fokusår 2016 dækker 2-års forecast årene 2017 og 2018. 2016 er sidste tilgængelige fokusår for en 2-års forecast, idet data fra årene 2017 og 2018 blev tilbageholdt som testdata. Der er trænet modeller for alle fokusår mellem 2011 og 2016, hvorved træningsdatasettet indeholdt alle observationer indtil pågældende fokusår, dvs. træningsdatasettet øgedes med stigende fokusår.

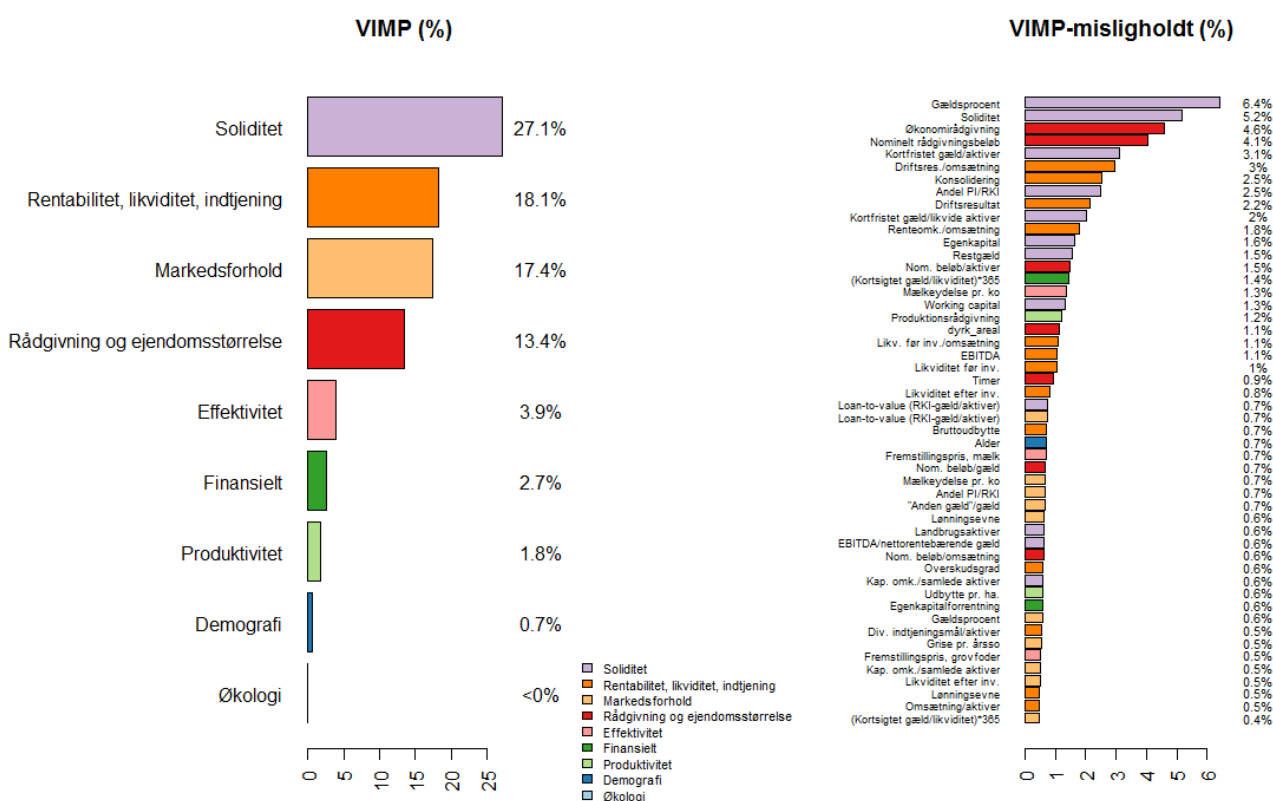
RF-modellerne blev fittet vha. R-pakken `caret` (Kuhn 2018). Alle analyser er foretaget i R (R core team 2019.)

7) Beregning af global og specifik pooled variable importance for tolkning af modellens prædiktion

For at øge tolkbarheden af modellen beregnes der en pooled VIMP for 1) alle variable på tværs af deres features og 2) alle variabelgrupper på tværs af deres variable og features. Der beregnes både en global VIMP og en specifik VIMP, jf. boks ovenfor.

Den specifikke VIMP er beregnet vha. R-pakken `lime` (Pedersen and Benesty 2018).

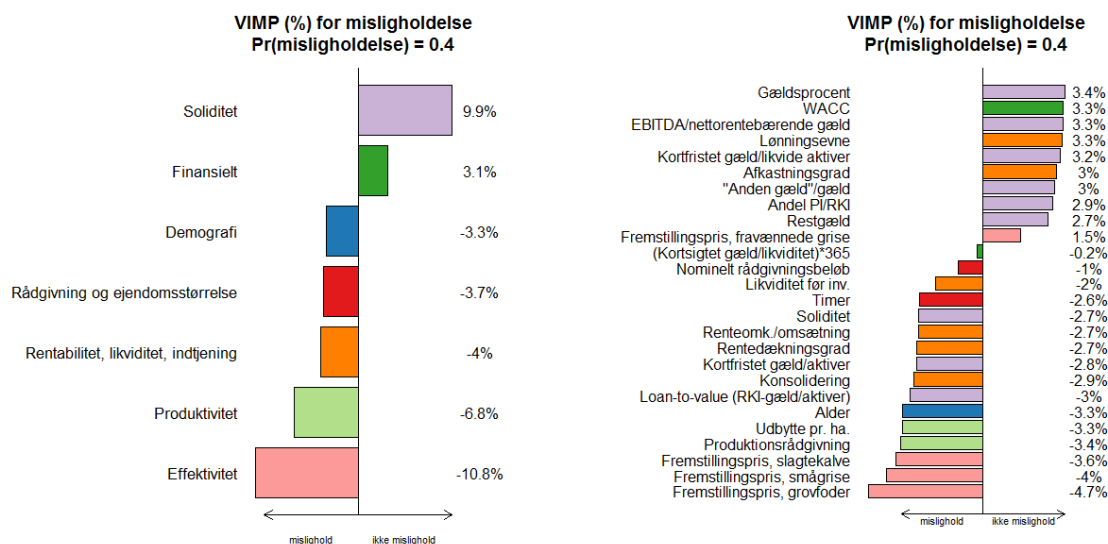
Fig. 4: Global Variable Importance



Figur 4 viser et eksempel på global VIMP. Venstre panel viser den pooled globale VIMP for alle variabelgrupper på tværs af deres variabler og features. Det kan ses, at soliditet, rentabilitet, likviditet,

indtjening og markedsforhold er de tre mest betydende variabelgrupper. Højre panel viser den poolede globale VIMP for alle enkelte variabler på tværs af deres features¹.

Fig. 5: Bedriftsspecifik Variable Importance



Figur 5 viser et eksempel på bedriftsspecifik Variable Importance for en enkelt svinebedrift i model med fokusår 2016, prædiktionsår 2017 og 2018².

Venstre panel viser den poolede specifikke VIMP for variabelgrupperne. En positiv VIMP-pct. indikerer, at variabelens værdi for den pågældende bedrift øger risikoen for misligholdelse, en negativ VIMP% indikerer, at variabelens værdi mindsker risikoen for misligholdelse. Højre panel viser den poolede specifikke VIMP for alle enkelte variabler.

I eksemplet ses, at bedriftens gældsprocent, WACC og EBITDA/NRG trækker mest i retning af risiko for mislighold, mens bedriftens fremstillingspriser mindsker risikoen for mislighold mest. VIMP-pct. er beregnet som en variabels vægt over den absolutte vægt af alle variabler og udtrykt i procent.

8) Opgørelse af modellens prædiktionssevne

Modellens prædiktionssevne opgøres ved hjælp af følgende mål:

- Accuracy (ACC, korrekt-klassificerede bedrifter ud af alle bedrifter)
- Sensitivitet (SE, korrekt-klassificerede misligholdte bedrifter ud af alle misligholdte bedrifter)
- Specificitet (SP, korrekt-klassificerede ikke-misligholdte bedrifter ud af alle ikke-misligholdte bedrifter)
- Positive Predicted Value (PPV, korrekt-klassificerede misligholdte bedrifter ud af alle misligholdt-klassificerede bedrifter)
- Negative Predicted Value (NPV, korrekt-klassificerede ikke-misligholdte bedrifter ud af alle ikke-misligholdt-klassificerede bedrifter)

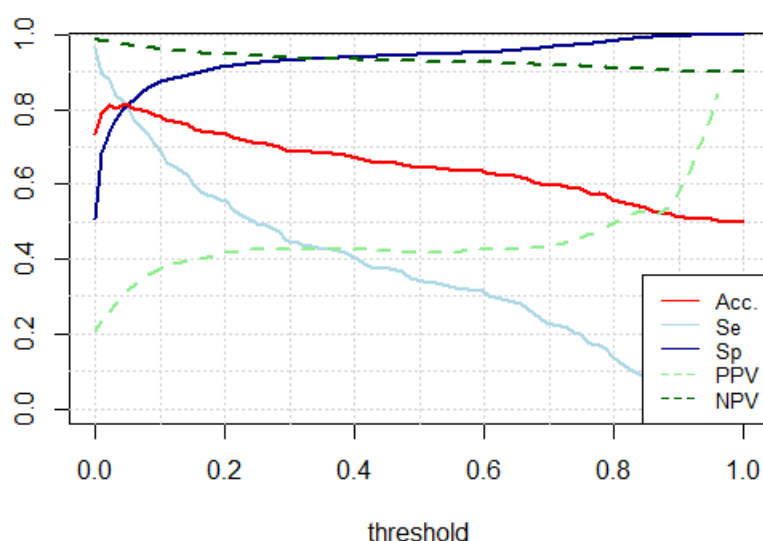
¹ Én og samme variabel kan optræde i to kategorier, idet de i den kontekstuelle tilgang beregnede populationsvariabler (gennemsnit og standardafvigelser, alle variabler) er tilordnet kategorien Markedsforhold, da de antages at afspejle generelle konjunkturførhold.

² Ved beregningen af bedriftens specifikke VIMP er variable vedrørende markedsforhold ikke medtaget, idet bedriften ikke har frihedsgrader til at ændre dem.

Alle de nævnte mål er afhængige af en cutoff-tærskelværdi i PD, der skelner mellem misligholdt-klassificerede og ikke-misligholdt-klassificerede bedrifter. Fastsettelsen af cut-off afhænger af formålet, f.eks. hvor mange høj-risiko virksomheder (virksomheder med høj prædikeret PD), der ønskes advaret med en early warning. Vi anvender den intuitivt nærliggende tærskelværdi på 0,50.

Et ikke-cutoff-afhængigt mål er Area Under the Curve (AUC) fra Receiver Operating Characteristic-grafen (ROC), der afbilder sensitiviteten (detektionssandsynligheden) mod 1 – specificitet ("falsk-alarm-sandsynligheden") for alle cutoffs. AUC ligger mellem 0 og 1, hvor 1 svarer til en perfekt, fejlfri klassificering og 0,5 svarer til en ikke-informativ, tilfældig klassificering.

Figur 6: Mål for modellens prædiktionssevne



Figur 6 viser sammenhængen mellem accuracy, sensitivity, specificity, PPV og NPV i forhold til den valgte cutoff for PD, fokusår 2016, prædiktionsår 2017+2018, response = konkurs + misligholdelse, alle bedriftsgrene.

Grafen viser blandt andet, at sikkerheden i prædiktionen af misligholdelse (PPV) stiger med sandsynligheden for misligholdelse. Tilsvarende stiger sikkerheden i prædiktionen af ikke-misligholdelse (NPV) med faldende sandsynlighed for misligholdelse, men meget mindre udpræget på grund af misligholdelsens lave prævalens.

Modellens prædiktionssevne blev også evalueret for et stigende antal år prædikeret frem (dvs. forecast-tidsvinduet) ved successivt at ekskludere lag 1-4 fra træningsdatasættet, se fig. 8.

Datahåndtering

Datahåndtering og analyser er udført i R.

Prædiktionen af PD for en given virksomhed foretages ved at anvende den pågældende virksomheds data for alle forklarende variable inde i formelen, som er udledt ved hjælp af træningssættene. RF-modellens formel er i princippet en meget lang formel af if-else statements. På grund af længden grænser den til en "black box"-model, men da det er muligt at optælle hver enkelt forklarende variabels optræden i de "grene i skoven", som fører til prædiktionen for en given model eller for en given virksomhed, kan de forklarende variable gøres synlige og rankes.

Tuning af parametre:

For at forbedre prædiktionsnøjagtigheden og mindske den usikkerhed, der er forbundet med prædiktio-
nen, er der foretaget en række justeringer/tuning af RF-modellens parametre. Det gælder for eksem-
pel:

- Antal sub-sæt/træer. Generelt gælder, at jo flere sub-sæt, desto mindre varians og desto mere præcise prædiktioner. Komplexiteten stiger dog med antallet af træer, og der kan være risiko for "overfitting". Det kan dog imødekommes ved at beskære antallet af variable og antal splits.
- Antal splits/dybde i de enkelte træer. Generelt gælder, at jo mindre dybde, desto mindre korre-
lation og desto lavere varians. Det skyldes, at ved jo flere splits, desto mere kommer træerne til
at ligne hinanden, hvorved variansen øges. Det kræver derfor estimering af flere træer for at
reducere variansen. Modsat reducerer det ofte præcisionen at benytte få splits, hvis kun få vari-
able er relevante.
- Antal variable. Generelt gælder, at jo flere variable, desto lavere varians og desto mere præcise
prædiktioner. Komplexiteten stiger dog med antallet af variable, og der kan være risiko for
"overfitting". Det kan dog imødekommes ved at beskære antallet af træer og antal splits.

Som det fremgår, kan der tunes på prædiktionsnøjagtigheden og den usikkerhed, der er forbundet med
prædiktionen, hvor der optimeres på varians, korrelation og "overfitting".

Afhængig af computerkraft, kan der også være et trade-off mellem præcision og computertid. Compu-
tertiden kan nedbringes ved at begrænse antallet af sub-sæt og dybde i træerne, men det koster på
præcisionen. Computerberegningstiden er kun en begrænsning under træningsfasen.

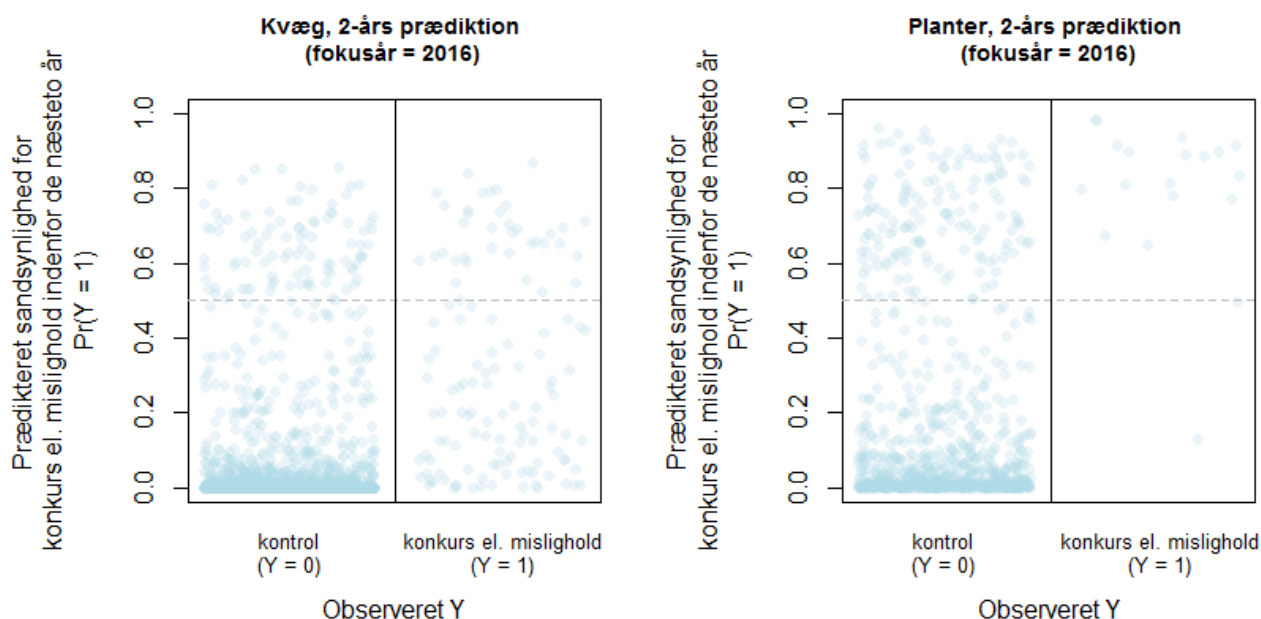
I RF-modeller kan der ligeledes være en risiko for, at resultaterne ikke er tilstrækkelig robuste, da små
variationer i input-data kan resultere i ganske anderledes splits. Løbende reestimering kan derfor være
en fordel, ligesom det stiller krav til test-datasættet.

Resultater

Resultater for prædiktionsperformance af modellen fremgår af Tabel 1 og Figur 7 og 8. Modellerne udvi-
ser generelt gode prædiktionssevner på over 80 % eller derover. Tabel 1 viser 2-års forecast på bag-
grund af data fra 2011-2016, mens Figur 8 viser, at 2-års forecast prædiktionssevnen er relativt stabil
over fokusårene 2011 til 2016 (prædiktionsårene 2012+2013 til 2017+2018), med en tendens til forbed-
ret prædiktionssevne, formentlig grundet det større og større træningsdataset med tiden.

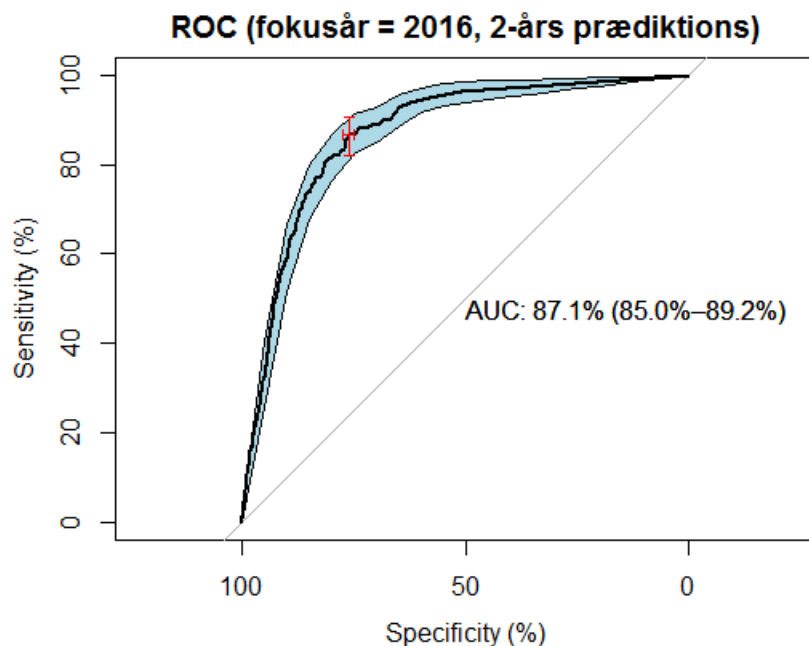
Prævalensen for misligholdelse i de foreliggende data er generelt lav og ligger mellem 0,1 og 6 pct., jf.
Tabel 1. Arealet under ROC-kurven (AUC) er vist i Figur 8. AUC ligger på 0,87 for alle driftsgrene og
mellem 0,81 og 0,99 for de enkelte driftsgrene og afhængig af hvilken responsvariabel, der er tale om
(konkurs, misligholdelse eller begge). Overordnet set er der små forskelle i prædiktionssevne mellem
driftsgrene. Planter og Øvrige udviser den højeste prædiktionssevne, begge med en accuracy på om-
kring 0,9 eller derover. Generelt udviser modeller, der prædikterer konkurs, en højere prædiktionssevne
end modeller, der prædikterer misligholdelse eller både konkurs og misligholdelse.

Figur 7: Prædikeret vs. Observeret misligholdelse



Figur 7 viser bedrifternes prædikerede sandsynlighed for misligholdelse for bedrifter, der har misligholdt (højre side) og bedrifter, der ikke har misligholdt (venstre side) for kvæg og planter i en 2-års prædiktions (2017 og 2018) med fokusår 2016.

Figur 8: ROC curve



Figur 8 viser ROC-kurve for 2 års PC forecastmodellen med fokusår 2016, prædiktionsår 2017 og 2018 for alle driftsgrene³.

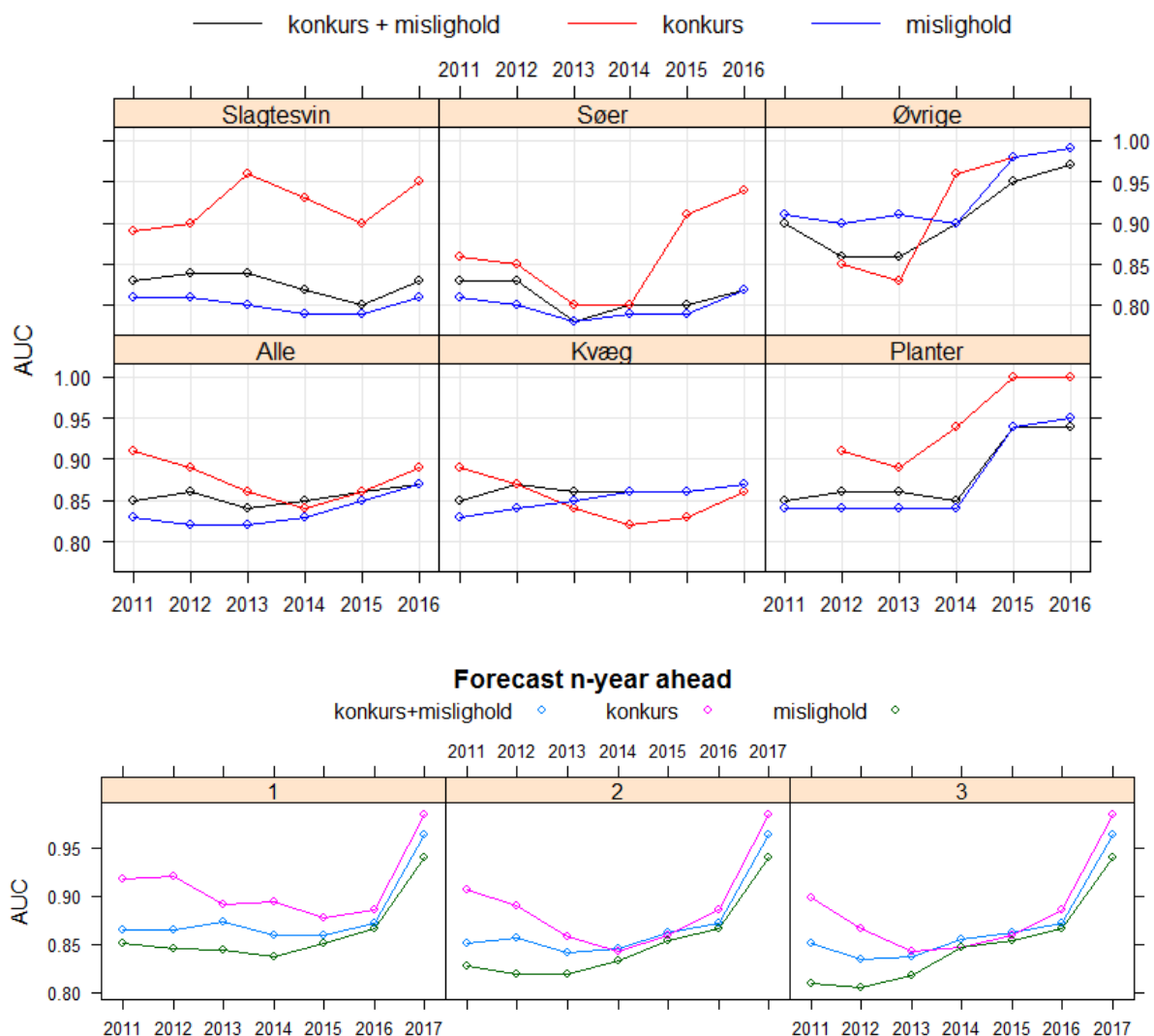
³ Specifikationer: AUC = 0.87; blå bånd: 95 pct. konfidensinterval; rødt kryds: Youdens best cut-off på 0.027 med Sp = 76.2 (74.9, 77.4) og Se = 86.7 (82.2, 91.1), balanced accuracy = 0.81.

Tabel 1: Testset modelperformance af 2-års-forecast-modellen (fokusår 2016) for prædiktionen af PD på tværs af driftsgrene (alle) og for hver af driftsgrene.

Driftsgren	N	Response-variabel	Prævalens	AUC	95%-c.i.	Acc.	Se	95%-c.i.	Sp	95%-c.i.	PPV	NPV
Alle	4526	konkurs + mislighold	0,05	0,871	(0.85,0.892)	0,814	0,867	(0.822,0.911)	0,762	(0.749,0.775)	0,288	0,981
		konkurs	0,012	0,885	(0.836,0.934)	0,863	0,87	(0.778,0.963)	0,856	(0.845,0.866)	0,401	0,983
		mislighold	0,038	0,867	(0.845,0.888)	0,801	0,807	(0.743,0.865)	0,794	(0.782,0.806)	0,304	0,974
Kvæg	1930	konkurs + mislighold	0,066	0,872	(0.846,0.898)	0,816	0,858	(0.795,0.913)	0,774	(0.755,0.794)	0,297	0,98
		konkurs	0,018	0,862	(0.801,0.924)	0,843	0,882	(0.765,0.971)	0,804	(0.786,0.821)	0,333	0,984
		mislighold	0,048	0,87	(0.841,0.899)	0,818	0,806	(0.72,0.882)	0,829	(0.812,0.846)	0,344	0,975
Planter	947	konkurs + mislighold	0,02	0,942	(0.907,0.977)	0,89	0,947	(0.842,1)	0,833	(0.808,0.856)	0,387	0,993
		konkurs	0,001	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.
		mislighold	0,019	0,945	(0.909,0.982)	0,915	0,944	(0.833,1)	0,885	(0.863,0.905)	0,477	0,993
Slagtesvin	581	konkurs + mislighold	0,053	0,834	(0.776,0.893)	0,773	0,935	(0.839,1)	0,611	(0.569,0.655)	0,211	0,988
		konkurs	0,01	0,95	(0.899,1)	0,91	1	(1,1)	0,821	(0.79,0.852)	0,383	1
		mislighold	0,043	0,813	(0.747,0.88)	0,764	0,88	(0.76,1)	0,647	(0.608,0.685)	0,217	0,98
Søer	708	konkurs + mislighold	0,058	0,817	(0.751,0.883)	0,759	0,829	(0.707,0.927)	0,69	(0.654,0.726)	0,229	0,973
		konkurs	0,014	0,937	(0.887,0.987)	0,886	0,9	(0.7,1)	0,871	(0.847,0.895)	0,437	0,987
		mislighold	0,044	0,817	(0.748,0.886)	0,753	0,806	(0.677,0.935)	0,7	(0.665,0.734)	0,23	0,97
Øvrige	360	konkurs + mislighold	0,019	0,966	(0.929,1)	0,936	1	(1,1)	0,873	(0.839,0.909)	0,466	1
		konkurs	0,008	0,988	(0.972,1)	0,989	1	(1,1)	0,978	(0.961,0.992)	0,832	1
		mislighold	0,011	0,987	(0.968,1)	0,98	1	(1,1)	0,961	(0.941,0.98)	0,739	1

N: observationer; AUC: Area Under the Curve; Se: Sensitivitet; Sp: Specificitet; PPV: Positive Predictive Value; NPV: Negative Predictive Value; Acc.: balanced accuracy. Angivet PPV og NPV ved 10% prævalens.

Figur 9: Prædiktionssevne over år



Øvre panel i Figur 9 viser prædiktionssevnen (udtrykt som AUC) 2-års frem hen over fokusårene 2011 til 2016 med prædiktionsårene 2012+2013 til 2017+2018 for alle driftsgrene.

Nedre panel i Figur 9 viser prædiktionssevnen (udtrykt som AUC) med varierende antal år prædikeret fra 1 til 3 år frem for alle driftsgrene.

Referencer

Kuhn (2018). caret: Classification and Regression Training. R package version 6.0-80. <https://CRAN.R-project.org/package=caret>

Pedersen and Benesty (2018). lime: Local Interpretable Model-Agnostic Explanations. R package version 0.4.1. <https://CRAN.R-project.org/package=lime>

R Core Team (2019). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

Øvrige elementer i ratingmodellen

Branchemodul⁴

Den færdige ratingmodel består af 5 moduler, som hver for sig indgår med en vægt. Hovedelementer er "Bankruptcy prediction model", der indgår med den største vægt.

Et af de andre elementer er branchevurderingen, der vedrører forhold i omverdenen og branchen i sig selv. Branchemodulet består af følgende elementer:

- Markedspotentiale
- Strukturelle forhold og risici
- "Legal risk".

Markedspotentiale består af markedsvæksten og konjunkturernes beskaffenhed inden for de relevante råvarepriser, renter, valuta, aktie mv. Markedspotentialet relaterer sig til, i hvilke virksomheden/branchens produkter har positivt/negativt markedspotentiale og hvor volatile elementerne er.

Der kan være stor forskel på den forventede markedsvækst inden for de forskellige driftsgrene. Hvis branchen oplever vækst og virksomheden dermed opererer på et marked med muligheder for at øge forretningsomfanget, vil det alt andet lige være positivt for ratingen. Omvendt, jo lavere markedspotentiale og jo mere volatile markedsforhold, desto mere belaster det ratingen.

Strukturelle forhold og risici dækker over en lang række forhold, såsom fordele og ulemper forbundet med infrastruktur i forhold til input til og output fra virksomheden, teknologiske og kommunikationsmæssige forhold, geografi, jordbonitet, virksomhedernes størrelse, forskning og udvikling, rekruttering, konkurrencemæssige forhold, specialisering, brancheglidning, demografi etc.

"Legal risk", er en fællesbetegnelse for lovgivningsmæssige og politiske forhold og risici. Denne kategori indeholder forhold som rammevilkår og potentielle ændringer heri, dvs. både national og international lovgivning, som danner rammerne om produktionsvilkår, skattemæssige forhold, miljømæssige restriktioner, lovgivning vedr. dyrevelfærd, Landbrugsloven, konkurrencelovgivning, Planlov, centralt forhandlede overenskomster etc.

Formålet med branchemodulet er, at hver af de overordnede brancherelaterede forhold tildeles en vægtning og en score, som kalibreres og integreres i den samlede ratingmodel. De enkelte elementer i branchemodulet samt samspillet med de øvrige elementer i den samlede ratingmodel skal løbende evalueres og justeres i henhold til den generelle udvikling i branchen og samspillet over til udviklingen i misligholdelse.

Management modul⁵

Endnu et element i ratingmodellen, måler management i bred forstand. Input stammer fra en subjektiv vurdering af virksomhedens ledelses- og produktionsmæssige forhold, som den ratende instans enten selv foretager eller indsamler. Elementerne heri kan opdeles på følgende hovedområder:

⁴ Brancherating er nærmere beskrevet i notatet: Kaiser, Sørensen og Langergaard, Risikomodel for landbrugsvirksomheder, 2019

⁵ Management i Risiko og Rating-modellerne er nærmere beskrevet i notatet: Kaiser og Sørensen, Undersøgelse af spørgeskemaer og analyser af besvarelser, 2019.

Virksomhedsledelse og -strategi:

- Governance struktur (ejerleder, direktør, advisory board, bestyrelse)
- Strategi (klar retning, klare mål, nedskrevet, realistisk?)
- Forretningsplan
- Forretningsmodel (realistisk?, forretningsmodellens styrke)
- Virksomhedens langsigtede bæredygtighed (økonomi, klima, miljø, ressourceeffektivitet, socialt/CSR)
- Forretningsområder og organisering (porteføljestyling og synergi)
- Virksomhedens position på markedet (konkurrencekraft i segmentet)
- Ledelse og management (ledelseslag og ansvar)
- Virksomhedskultur og medarbejderfokus
- Virksomhedens innovationskraft (produkt- og procesinnovation)
- Virksomhedens livscyklus (entreprenør, vækst, modningsfase og udfasning/exit/død)
- Risikostyring og risikomanagement (handelsstrategi, særlig eksponering, valuta, renter, swaps, optioner mv. – tab, udløb, status - virksomhedsspecifikke risici (sygdom i besætning, afgrøder mv.)
- Exit-/ejerskiftestrategi
- Eksterne afhængigheder (f.eks. én leverandør/én aftager)
- Interne afhængigheder (f.eks. at ejerleder er der hele tiden)

Ejer (-familien):

- Erfaringsgrundlag (fagligt, ledelsesmæssigt, medarbejdermæssigt mv.)
- Uddannelsesmæssig baggrund
- Ejerleders værdier og driver (rationel tilgang til det at være ejerleder – modsat styret af følelser)
- Personlig udvikling (ny uddannelse, ny viden, nye netværk)
- Forretnings-og markedsorienteret ejerleder
- Ejerleders forandrings-og eksekveringskraft
- Ejerleders selvledelse (gøre det man siger og siger det man gør – privat og som ejerleder)
- Ejerleders identifikation med virksomheden ("virksomheden er mig", "Virksomheden rækker ud over mig som ejer", "Virksomheden skal ikke styre mig", "Virksomheden kører uafhængig af mig som ejerleder")
- Indkomst uden for virksomheden
- Ægtefælle (medhjælp, supplerende indkomst uden for virksomheden mv.)
- LifeTime strategi (ejerleder og ægtefælles forventningsafstemning / ro på den familiære front)

Medarbejdere, rådgivere, samarbejdspartnere:

- Organisation (struktur og uddelegering/ansvarsplacering)
- Erfaringsgrundlag
- Uddannelsesmæssig baggrund
- Evt. afhængigheder ift. medarbejdere/ansatte
- HR politik og CSR (medarbejder kontrakter)
- Anvendelse og afhængighed af rådgivere og finansielle samarbejdspartnere (økonomi, stald/mark, gådråd/-bestyrelser ea.)
- Forsikringsmæssige forhold
- Forpagtningsaftaler (areal, åremål, staldleje, kviehotel, bortforpagtning mv.)

Virksomhedsspecifikke forhold (produktion, produktionsapparat, finansiering, miljø mv.):

- Kvalitet af finansielle og produktionsmæssige rapporter mv. (detaljeringsgrad, usikkerhed, budgetafvigelser mv.)
 - o Økonomi- og rapporteringssystem
 - o Regnskabssystem og regnskabskvalitet
 - o Økonomistyringsværktøjer (Budget, strategisk nøgletalsrapport, historik, benchmark, følsomhedsanalyse, nulpunktsberegning mv.)
- Investerings- og kapitalbehov (bygninger, maskiner, inventer, dyrevelfærd, miljø mv.)
- Finansiering og finansieringsstrategi
- Finansielt beredskab
- Juridiske forhold (kontrakter, immaterielle rettigheder og hæftelser)
- Skattemæssige forhold
- Produktionskapacitet og kapacitetsudnyttelse
- Produktionsbegrænsninger (godkendelser, miljø, natur, udvidelse mv.)
- Effektiviserings-/produktivitetspotentiale
- IT-mæssige forhold (digitalisering)
- Virksomhedens omsættelighed
- Særlige miljømæssige restriktioner
- Arrondering

I lighed med branchemodulet tildeles hvert af de overordnede elementer i management-modulet en vægtning og en score, som kalibreres og integreres i den samlede ratingmodel. De enkelte elementer i management-modulet samt samspillet med de øvrige elementer i den samlede ratingmodel skal løbende evalueres og justeres i henhold til udviklingen i den pågældende virksomhed og samspillet over til den generelle udvikling i misligholdelse.

Inputtet til management-modulet fremskaffes via den enkelte virksomhed og/eller dennes rådgivere. Det adskiller sig derved fra de øvrige to (tre) moduler, hvor alle input enten er fremskaffet via diverse databaser eller bygger på centrale eksperter. Det kan forekomme, at der ikke er adgang til de virksomhedsspecifikke data, hvorfor en endelig model har mulighed for at ekskludere dette modul i den endelige rating. Vægtningen mellem modulerne tager højde for dette ved at være variable. Ved at ekskludere management-modulet mistes information, hvorved prædiktionsfejlen typisk forringes. Undertiden er ratingen dog underlagt "det muliges kunst", og der bør tages hensyn hertil i vurderingen af resultaterne.

Risiko⁶

En landbrugsvirksomhed befinder sig i en branche med store risici. For at få fuldt overblik over en given landbrugsvirksomheds økonomiske styrkeprofil, er det derfor nødvendigt også at inddrage virksomhedens samlede risikoprofil. Virksomhedens risici udgøres af markedsrisici, brancherisici (omverdensrisici) samt risici forbundet med management (virksomhedsspecifikke risici). For at få et samlet overblik samt udrede samspillet mellem de forskellige risici, er det en fordel at udskille virksomhedens risici i et separat modul.

Måling af markedsrisici bygger på beregninger via kvantitative markedsdata, hvor markedsforholdenes/produktprisernes volatilitet beregnes og parres med virksomhedens position/eksponering mod de pågældende produkter. Derved fås et udtryk for følsomheden i indtjening og soliditet i forhold til

⁶ Virksomhedens risici er nærmere beskrevet i notatet: Kaiser, Sørensen og Langergaard, Risikomodell for landbrugsvirksomheder, 2019

ændringer i de pågældende markedsforhold/produktpriser. I beregningerne tages der højde for korrelationen mellem produktgrupperne.

Formålet med et specifikt risikomodul er, at virksomhedslederen kan opnå større klarhed over den risiko, som er forbundet med landbrugsdriften, så der kan tages beslutninger på et oplyst og faktisk grundlag, når bedriftens aktuelle og potentielle økonomiske formåen og robusthed skal vurderes.

En særlig udfordring er at kvantificere de forskellige risici samt at udrede samspillet mellem disse. Ved at udskille risici i et særskilt modul og kvantificere disse, bliver det muligt at beregne virksomhedens økonomiske risikoprofil og give virksomheden en særlig "risiko-score", som dels kan anvendes separat som risikostyringsværktøj og dels som en integreret del af en ratingmodel. Samtidig kan risiko-profilen/-scoren anvendes til at benchmarke virksomheden op imod en gruppe af sammenlignelige virksomheder.

I en samlet risiko-model indgår en bred vifte af relevante risici, både økonomiske, produktionsmæssige, markeds-mæssige, finansielle, strukturelle, politisk-juridiske og vejrmæssige risici. Hver af disse risici identificeres, kategoriseres og kvantificeres ud fra et beregnet økonomisk tab samt sandsynligheden for, at tabet indtræffer.

Afsluttende bemærkninger

Landbrugsvirksomheder og deres rådgivere mangler p.t. et værktøj, der samler og kvantificerer de mange elementer, som indgår i en vurdering af en landbrugsvirksomhed med hensyn til økonomi, branche, ledelse og risiko mv., således at virksomhedens samlede økonomiske styrke og robusthed kan vurderes.

Nærværende notat har beskrevet hovedlinjerne i en ratingmodel, der giver mulighed for at skabe overblik over styrker og svagheder samt give et kvalificeret indblik i, hvilke områder, der skal arbejdes med for at forbedre virksomhedens økonomiske og ledelsesmæssige robusthed.

Modellen er nyskabende i den forstand, at den anvender nye machine learning teknikker til brug for landbrugsvirksomheder. Samtidig digitaliserer og automatiserer modellen vurderingselementet med inddragelse af over 1.000 variable, som kvantificeres og danner baggrund for anbefalede fokusområder. Endelig giver modellen nye muligheder for at integrere kvantitative og kvalitative data og vurderinger, så der opnås mulighed for at foretage en samlet vurdering af virksomhedens økonomiske styrke.

Rådgivningsværktøjet vil som output kunne give en samlet økonomisk og ledelsesmæssig styrkeprofil af en landbrugsvirksomhed, som kan brydes ned, så de væsentligste og kritiske parametre samt hurdle-værdier fremgår, såvel inden for sammenhørende grupper af parametre som individuelle parametre. Anvendt på historiske data for virksomheden kan modellen endvidere give en klar og tidlig indikation om, hvorvidt retningen for virksomheden er fordelagtig eller ej – og i værste fald om virksomheden har retning mod misligholdelse (early warning).

Styrkeprofilen kan anvendes særskilt eller til sammenligning med en gruppe af sammenlignelige virksomheder. Endvidere kan modellen og dens resultater anvendes som dialogværktøj med virksomhedens rådgivere og finansielle samarbejdspartnere. Endelig er det muligt at foretage scenarie- og følsomhedsanalyser for både risiko og potentiale. Modellen giver både mulighed for en vurdering af risici og kreditværdighed, og som et værktøj i forhold til at identificere styrker og udviklingspotentialer.