

Bidragsanalyse

Denne analyse har til formål at belyse, hvilke variable der har betydning for enkeltbedrífers betalte bidrags-sats. Tidligere års regnskabsdata anvendes til at forklare bidragssatsen for 2017, da disse antages at udgøre en stor del af forklaringen af bidragssatsens forskellige niveauer. Analysen baseres primært på lineære regressioner.

Det gennemgående resultat i analysen er, at Gældsprocenten er det vigtigste nøgletal til forklaringen af bi-dragssatsen isoleret set. Analysen viser således, at en højere Gældsprocent gennemsnitligt set er ensbetydende med en højere bidragssats. Inddrages flere forklarende variable er tendensen dog, at Loan-to-Value overtager pladsen som det vigtigste nøgletal. Analysen har også vist, at der er en signifikant forskel i bi-dragssatserne på tværs af realkreditinstitutter, selv når der kontrolleres for specifikke regnskabstal. På et mere overordnet plan kan langt de fleste af de vigtigste variable siges at tilhøre kategorien Soliditet mv., som hovedsageligt indeholder informationer om bedriftens balance. Dog viser analysen også, at variable karakteriseret som nøgletal for rentabilitet, likviditet og indtjening også har betydning for bidragssatsen.

Mht. den historiske del af analysen, med data tilbage til 2014, er det generelle resultat, at det er de samme nøgletal der går igen. Desuden har analysen vist, at udviklingen og accelerationen i de forskellige regnskabstal generelt har en begrænset betydning for niveauet af bidragssatsen.

Slutteligt skal det noteres, at de sammenhænge der er identificeret gennem hele analysen langt fra er det eneste, der bestemmer niveauet af bidragssatsen. De fleste analyser opererer med en variansforklaringsgrad (R^2) på omkring 30%, hvilket indikerer, at der er mange ukendte faktorer, der har betydning for bidragssatsens niveau.

Data

Der anvendes flere forskellige datasæt i den nedenstående analyse. Nedenfor beskrives hvilke data der ligger til grund for de enkelte analyser.

Datasæt analyse 1 og 2

Det første datasæt som anvendes til analyse 1 og 2 er alle heltidsbedrifter i OEDB med observationer for 2016 og en bidragssats mellem 0,2 og 2 procent i 2017. Der anvendes en lang række økonomiske nøgletal/multipler og skalerede nominelle beløb (fx driftsresultat målt i millioner) som grundlag for prædiktionen. Outliers og manglende værdier holdes ude af det endelige datasæt. De anvendte nominelle beløb er skalerede for at sikre at de forklarende variable er på nogenlunde samme skala.

For at overkomme problemer med for stor afhængighed mellem de forklarende variabel fjernes en af variablene i et variabelpar, hvis korrelationen er over 0,975. Ydermere holdes variable som indeholder bidragssatsen ude for at sikre at der ikke er en direkte afhængighed i analysen.

Datasæt analyse 3

Det datasæt der anvendes til den tredje analyse er alle heltidsbedrifter i OEDB med observationer for årene 2014, 2015 og 2016 og en bidragssats mellem 0,2 og 2 procent i 2017. Der anvendes en lang række økonomiske nøgletal/multipler og skalerede nominelle beløb (fx driftsresultat målt i millioner) som grundlag for

prædiktionen. Outliers og manglende værdier holdes ude af det endelige datasæt. De anvendte nominelle beløb er skalerede for at sikre at de forklarende variable er på nogenlunde samme skala.

Foruden de tre års data som hver bedrift i datasættet har beregnes desuden to differencer: en for 2015-2016 og en for 2014-2015. Derudover beregnes også en acceleration som er forskellen af differencerne (difference of difference). Sluttiligt beregnes også et gennemsnit over de tre års observationer i analyseperioden.

Analyse 1: 2016-2017 data

Udgangspunktet for denne analyse er en lineær model som inddrager alle 57 variable. Fremgangsmåden til at opnå en bedre model er at droppe én variabel af gangen baseret på et kriterie indtil den ønskede model er fundet (Backward stepwise subset selection).

Som mål vælges en model med 10 forklarende variable og i hvert step kasseres den variabel der har den højeste p-værdi (laveste signifikans). Resultatet af denne fremgangsmåde kan ses på næste side. Denne metode har både fordele og ulemper som gør at de opnåede estimerer ikke nødvendigvis er unbiased og konsistente, så de kausale sammenhænge er ikke nødvendigvis så klare som det fremgår af tabellen. Desuden bemærkes det at faktor/dummy-variable ikke egner sig til denne simple analyse. Derfor holdes variable som realkreditinstitutindikator, driftsgrensindikator og økologiindikator ude af denne analyse. I stedet er det muligt at lave separate analyser for fx hvert realkreditinstitut (dette gøres længere nede).

På trods af begrænsningerne er det dog muligt at sige noget generelt om retningen på de viste variable. Dette gøres ved at se på fortegnet af de forskellige koefficienter. Et positivt fortegn betyder at et højere niveau af den givne variabel gennemsnitligt set medfører højere bidragssatser, mens et negativt fortegn betyder at et højere niveau af den givne variabel gennemsnitligt set medfører lavere bidragssatser.

Ud fra nedenstående tabel er det blandt andet muligt at sige, at der er en positiv sammenhæng mellem variabelen LTV, eller Loan-To-Value, og bidragssatsen. LTV er realkreditgælden delt med aktiver i alt, så jo større andel af aktiverne der er finansieret med realkreditgæld desto større er bidragssatsen, alt andet lige. På samme måde kan de øvrige koefficienter fortolkes. Ser man på skæringskoefficienten er det også muligt at sige, at bidragssatsen generelt ligger på et gennemsnitniveau omkring 0,96, hvilket betyder at de øvrige variable kun kan forklare meget lidt af de øvrige forskelle i bidragssatsen, da bidragssatsen kun ligger i intervallet 0,3 til 2,0 i denne analyse.

Det skal noteres at mange af de anvendte nøgletal er højt korrelede, hvilket har betydning for hvilke variable der står tilbage efter denne variabel selektion. Tages fx balancenøgletal som gældsprocent, soliditetsgrad og LTV er de parvise korrelationer minimum omkring 0,80. Det betyder, at der kun er plads til en af dem i en tabel som den nedenstående, da de indeholder meget af den samme information.

Tabel 1: 10 forklarende variable, simpel udvælgelse

	Koefficient	Std. Error	t value	Pr(> t)
Skæring	0,9644	0,0273	35,3769	0,0000
Ha	-0,0004	0,0000	-7,7691	0,0000
EBITDA	0,0362	0,0052	6,9189	0,0000
Driftsresultat	-0,0450	0,0060	-7,5420	0,0000
Aktiver	-0,0014	0,0002	-5,7232	0,0000
LTV	0,0079	0,0003	24,9996	0,0000
Andel Realkreditgæld	-0,0047	0,0003	-15,1600	0,0000
Finansomkostninger/Omsætning	-0,3689	0,0466	-7,9169	0,0000
Rådgivningsomkostninger	-0,0006	0,0001	-6,3622	0,0000
Rådgivningsomkostninger/Gæld	3,6534	0,7141	5,1165	0,0000
Rådgivningsomkostninger til produktion	0,0008	0,0002	5,2914	0,0000

Ovenstående resultater skal ses i lyset af at den opnåede (adjusted) R^2 værdi blot er 0,3477, hvilket betyder at modellens prædiktionssevne er meget beskeden. Dvs. at modellen ikke kan bruges til at sige, hvad næste års bidragssats bør være, men kun til at belyse de forskellige lineære sammenhænge der identificeres. Det er muligt at højne prædiktionssevnen en smule ved at medtage variabelen der identificerer de forskellige realkreditinstitutter. Dette er i overensstemmelse med tidligere analyser som har vist at bidragssatserne er signifikant forskellige realkreditinstitutterne imellem.

For at kunne inddrage de vigtige dummy/indikator-variable i denne analyse anvendes i det efterfølgende en modelselektionsalgoritme, der kan tage højde for disse. Algoritmen opererer efter samme fremgangsmåde som ovenfor, dog ikke nødvendigvis med p-værdien som udvælgelseskriterie. Ydermere er "Backward Selection" metoden ikke nødvendigvis den mest optimale til variable udvælgelse, hvorfor andre fremgangsmåder også testes.

På baggrund af ovenstående iagttagelser anvendes nu en hybrid "Backward-Forward Selection" metode som kan tage højde for dummyvariable. Denne metode giver som output den bedste model med et præspecificeret antal af forklarende variable plus en skæringskoefficient. I Tabel 2 nedenfor ses resultatet af en kørsel som har til formål at give den bedst specificerede model med 10 forklarende variable.

Tabel 2: 10 forklarende variable, hybrid udvælgelse

	Koefficient	Std. Error	t value	Pr(> t)
Skæring	0,8843	0,0385	22,9429	0,0000
Alder driftsleder	0,0018	0,0004	4,3887	0,0000
LTV	0,0077	0,0003	27,8046	0,0000
Andel Realkreditgæld	-0,0056	0,0003	-18,3184	0,0000
Finansomkostninger/Omsætning	-0,2561	0,0422	-6,0648	0,0000
Omsætning/Aktiver	0,4435	0,0528	8,3956	0,0000
Driftsresultat/Aktiver	-1,1976	0,1522	-7,8678	0,0000
Realkreditinstitut = DLR	-0,0705	0,0172	-4,1017	0,0000
Realkreditinstitut = Nordea	0,0265	0,0186	1,4291	0,1531
Realkreditinstitut = Nykredit	-0,0275	0,0174	-1,5759	0,1151
Realkreditinstitut = RD	0,1946	0,0191	10,2127	0,0000

Som det ses ændres variabelvalget en del. Flere variable fra forrige modelspecifikation er blevet erstattet af de fire dummyvariable som identificerer realkreditinstitutterne. Det er vigtigt at notere at dummyvariablen for realkreditinstitutterne nu er med i modellen, hvilket betyder at fortolkningen af parametrene nu skal foretages mht. basisgruppen som her består af ukendte realkreditinstitutter. Det noteres også at koefficienten på Nordea og Nykredit ikke er statistisk signifikant på et 10% signifikansniveau, hvorfor disse ikke kan fortolkes yderligere. Det er dog muligt at sige, at kunder i DLR i gennemsnit har en lavere bidragssats end basisgruppen, mens kunder i RD i gennemsnit har en højere bidragssats end basisgruppen, også når der kontrolleres for alle de effekter som modellen medtager. Samme fortolkning af skæringskoefficienten som tidligere er gældende for denne specifikation, dog skal fortolkningen nu foretages ift. basisgruppen.

Den anvendte algoritme til variabel selektion gør det også muligt at sige, hvilke modeller der er bedst specificeret til at forklare bidragssatsen for forskellige antal af forklarende variable. Nedenstående tabel viser, hvilke variable, der bedst forklarer bidragssatsen inklusiv en skæringskoefficient til forskellige antal af forklarende variable.

Tabel 3: 1-5 forklarende variable, hybrid udvælgelse

1 variabel	2 variable	3 variable	4 variable	5 variable
Gældsprocent	Gældsprocent	Gældsprocent	Gældsprocent	Gældsprocent
	RI = RD	RI = RD	RI = RD	RI = RD
		Aktiver	Aktiver	Aktiver
			RI = DLR	RI = DLR
				Rådgivningsomk./Gæld

Som det ses af ovenstående tabel, er det andre variable der er vigtige, når der kun anvendes få forklarende variable. Specielt fremtrædende er Gældsprocenten, hvilket er interessant sammenlignet med de forrige modeller, hvor LTV var fremtrædende. Det tyder altså på, at Gældsprocenten som enkeltstående nøgletal er det bedste til at forklare de forskellige niveauer af bidragssatsen, hvilket også er meget naturligt, da Gældsprocenten angiver, hvor stor en del af aktiverne der er finansieret ved gæld. Tabel 3 illustrerer også vigtigheden af realkreditinstitutindikatoren (RI) som også ses i Tabel 2. Specifikt kan det siges, at især RD er markant forskellig fra de andre realkreditinstitutter. Dette betyder, at det som minimum er en god ide at behandle RD for sig selv (se analyse længere nede). Ydermere indgår Aktiverne som en vigtig variabel, hvilket analyseres i Tabel 4 nedenfor. Variablen Rådgivningsomkostninger delt med Gæld indgår i Tabel 3 som den sidste variabel i en fem-variabel model. I den forbindelse noteres det, at denne variabel har en markant større varians end de andre variable, hvilket kan føre til detektion af spuriøse sammenhænge. Derfor behandles denne variabel ikke yderligere.

Det er muligt at bestemme, hvilken af de ovenstående (Tabel 3) modelspecifikationer der er bedst ved hjælp af såkaldte informationskriterier. Ved brug af BIC som informationskriterie er det muligt at vise at den bedste model til at forklare bidragssatsen, er den model som kun indeholder en skæringskoefficient og Gældsprocenten som forklarende variabel.

For at se nærmere på resultaterne af ovenstående tabel estimeres nu en model kun med de tre variable Gældsprocent, Aktiver og realkreditinstitutindikatoren (RI). Resultatet ses i nedenstående tabel.

Tabel 4: To forklarende variable og RI-indikatoren

	Koefficient	Std. Error	t value	Pr(> t)
Skæring	0,6608	0,0195	33,9551	0,0000
Gældsprocent	0,0068	0,0002	43,0855	0,0000
Aktiver	-0,0016	0,0001	-11,6463	0,0000
Realkreditinstitut = DLR	-0,0916	0,0174	-5,2737	0,0000
Realkreditinstitut = Nordea	0,0120	0,0187	0,6403	0,5220
Realkreditinstitut = Nykredit	-0,0484	0,0175	-2,7628	0,0058
Realkreditinstitut = RD	0,1939	0,0192	10,1054	0,0000

Af ovenstående Tabel 4 ses det at fortegnet på Gældsprocenten er positivt mens det er negativt for Aktiver. Dette er helt som forventet og kan fortolkes som følger: Jo større andel af aktiverne der er finansieret ved gæld, desto højere bidragssats betales der i gennemsnit samtidig med at aktivmassens størrelse er med til at formindske bidragssatsen. Det vil sige, at jo større aktivmasse, desto lavere bidragssats. Aktivmassen er her målt i hundrede tusinde kr., mens Gældsprocenten er målt i procent. Ser man på realkreditinstitutterne er fortolkningen den samme som i forrige model, bort set fra at koefficienten på Nykredit nu er blevet signifikant negativ. Det vil sige, at kunder i Nykredit i gennemsnit har en lavere bidragssats sammenlignet med basisgruppen (ukendte realkreditinstitutter).

Som et sidste punkt estimeres en model, hvor kun en skæring og Gældsprocenten anvendes som forklarende variable. Dette er svarende til den bedste lineære modelspecifikation fundet ved den ovenfor anvendte algoritme. Resultatet ses i nedenstående tabel.

Tabel 5: En forklarende variabel

	Koefficient	Std. Error	t value	Pr(> t)
Skæring	0,6116	0,0121	50,59	0,0000
Gældsprocent	0,0063	0,0002	37,90	0,0000

Af tabellen ovenfor ses det at koefficient estimerne er som forventede. I princippet kan skæringen fortolkes som den gennemsnitlige bidragssats ved en gældsprocent på 0%. Det er imidlertid de færreste der har en gældsprocent på 0%, så derfor er dette tal ikke særlig informativt. Indsætter man derimod den gennemsnitlige gældsprocent som er cirka 70% i dette datasæt får man en bidragssats på $0,0063 \cdot 70 + 0,6116 = 1,05$, hvilket ligger meget tæt på den gennemsnitlige bidragssats i hele datasættet.

For at sætte de ovenstående resultater i perspektiv er det muligt at sammenholde informationen i tabellerne med en generel gruppering af de anvendte regnskabstal, som er udarbejdet til konkursmodellen. Ses i første omgang udelukkende på Tabel 2, som viser den optimale model specifikation ved brug af 10 forklarende variabel, er det tydeligt at der er to dominerende kategorier: 1) rentabilitet, likviditet og indtjening mv. og 2) soliditet mv.

Finansomkostninger/Omsætning, Omsætning/Aktiver og Driftsresultat/Aktiver tilhører kategori 1), mens LTV og Andel Realkreditgæld er i kategori (2).

Derudover indeholder denne model RI-indikatoren som har vist sig at være vigtig i flere modeller, hvilket fortæller at der er signifikant forskel i bidragssatsen på tværs af realkreditinstitutterne.

Den sidste variabel er demografivariablen Alder driftsleder.

Tabel 3, 4 og 5 viser de vigtigste variable for modeller med færre forklarende variable, hvor både Gældsprocenten og Aktiver tilhører soliditetskategorien.

Der tegner sig altså et billede af, at en god soliditet er fundamentet for en lavere bidragssats, men at rentabiliteten og omsætningssiden også har betydning for de forskellige niveauer. Det noteres at de tre soliditetsnøgletal Gældsprocent, LTV og Soliditetsgrad er højt korreleret, hvorfor det ikke er afgørende hvilken af dem der indgår i modellen. Dog tyder analysen på, at Gældsprocenten er den mest værdifulde variabel til alene at forklare bidragssatsen.

Analyse 2: Hvert realkreditinstitut for sig

En af hovedpointerne i den forrige analyse er, at der er en signifikant forskel i bidragssatsen mellem nogle af realkreditinstitutterne. Derfor analyseres det i dette afsnit, om de forklarende variable er ens i de fire store realkreditinstitutter: RD, DLR, Nordea og Nykredit.

Først produceres tabeller (6, 7, 8 og 9) med samme information som i Tabel 3 ovenfor. Det vil sige, en tabel som viser den bedste specifikation af modellen baseret på 1, 2, 3, 4 og 5 forklarende variable (inklusive en skæring).

Den gennemsnitlige bidragssats samt antallet af observationer i parentes for hvert realkreditinstitut er som specificeret nedenfor:

- Alle: 1,04 (3641)
- RD: 1,25 (478 obs.)
- DLR: 1,01 (1294 obs.)
- Nordea: 1,05 (574 obs.)
- Nykredit 0,99 (1093 obs.)

Tabel 6: RD

1 variabel	2 variable	3 variable	4 variable	5 variable
Gældsprocent	Gældsprocent Investeringer	Gældsprocent Aktiver Investeringer/Aktiver	Gældsprocent Aktiver Investeringer/Aktiver Alder driftsleder	LTV Aktiver Investeringer/Aktiver Alder driftsleder Andel RK gæld

Tabel 7: DLR

1 variabel	2 variable	3 variable	4 variable	5 variable
Gældsprocent	Gældsprocent Realkreditgæld	Gældsprocent Aktiver Andel RK gæld	Gældsprocent Aktiver Driftsres/Oms. Anden gæld/Gæld	LTV Indtjening/Aktiver Andel RK gæld Driftsres./Aktiver Ha

Tabel 8: Nordea

1 variabel	2 variable	3 variable	4 variable	5 variable
Gældsprocent	LTV Andel RK gæld	LTV Andel RK gæld GE-forhold	LTV Andel RK gæld GE-forhold Rådgivningsomk./Gæld	LTV Andel RK gæld GE-forhold Rådgivningsomk./Oms. Oms./Aktiver

Tabel 9: Nykredit

1 variabel	2 variable	3 variable	4 variable	5 variable
Gældsprocent	Gældsprocent Realkreditgæld	Gældsprocent Realkreditgæld Rådgivningsomk./Gæld	Gældsprocent Realkreditgæld Rådgivningsomk./Gæld Driftsres./Aktiver	Gældsprocent Ha Rådgivningsomk./Gæld Driftsres./Aktiver EBIDTA/Aktiver

Af de ovenstående tabeller ses det, at der er mange gengangere ift. Tabel 3. Det vil sige, at der ikke er store forskelle mht. hvilke variable, der er vigtige på tværs af realkreditinstitutter. Fælles for RD, DLR og Nykredit er, at Gældsprocenten er den vigtigste variabel sammen med et nominelt regnskabstal, som karakteriserer bedriftens størrelse (Aktiver eller Realkreditgæld).

Nordeas variabelsammensætning skiller sig en smule ud, i og med alle variable kan karakteriseres som "andele", da de alle viser et regnskabstal ift. et andet. Det skal dog noteres at flere af de ovenstående analyser har vist at Nordea ikke skiller sig signifikant ud fra de andre på bidragssatsen.

Analyse 3: 2014-2017

I denne analyse anvendes et større datasæt med regnskabstal helt tilbage til 2014, stadig med det mål at sige noget om bidragssatsen i 2017. Dette gøres for at bestemme betydningen af de historiske resultater og udviklingen på bedriften. Det anvendte datasæt er stort og har mere end 360 forklarende variable, hvilket sætter visse begrænsninger i forhold til variabelselektionsprocessen. For det første er mange af variablene højt korrelerede, fx Gældsprocenten for 2014 og Gældsprocenten for 2015. Derfor opstår der helt naturligt stor afhængighed imellem variablene, hvilket er et problem i lineære modeller. For det andet er antallet af variable så højt, at det ikke er muligt at bruge en standard lineær modeludvælgelse. Derfor opdeles denne historiske analyse i mindre stykker for på den måde at kunne se, hvad der er de vigtigste inputs for hver gruppe af forklarende variable. I disse analyser holdes indikatoren for realkreditinstitutterne ude, da dette er information fra 2016 og da det allerede er vist, hvor vigtig denne variabel er.

2014 data

Denne analyse er baseret på 2014 regnskabsdata med det formål at forklare bidragssatsen for 2017. Først foretages en variabelseleksion som ovenfor (Tabel 6-9) for at identificere de vigtigste variable. Resultatet ses i Tabel 10 nedenfor.

Tabel 10: Regnskabsdata for 2014

1 variabel	2 variable	3 variable	4 variable	5 variable
Gældsprocent	Gældsprocent Aktiver	Gældsprocent Finansomk./Oms. Ha	Gældsprocent Finansomk./Oms. Ha RådgivningOmk./Akt.	LTV Finansomk./Oms. Ha RådgivningOmk./Akt. Andel RK gæld

Resultaterne i tabel 10 er generelt i overensstemmelse med de tidligere resultater. Det ses at gældsprocenten igen dominerer og overtages af LTV, når antallet af variable i modellen stiger. Det er dog vigtigt at notere, at Gældsprocenten og Aktiverne for 2014 formegentlig ikke ville indgå i modellen, hvis Gældsprocenten og Aktiverne for 2016 også inddrages, da disse er to relativt stabile (og derfor højt korrelerede) parametre. I Tabel 11 nedenfor ses estimerne for en model som inddrager Gældsprocenten og Aktiverne for 2016 samt de to vigtigste variable fra 2014, baseret på en optimal variabelseleksion.

Tabel 11: 2014 og 2016 data

	Koefficient	Std. Error	t value	Pr(> t)
Skæring	0,6625	0,0163	40,743	0,00
Gældsprocent 2016	0,0062	0,0002	30,322	0,00
Aktiver 2016	-0,0012	0,0002	-7,637	0,00
Overskudsgrad 2014	-0,0015	0,0003	-5,043	0,00
Finansomkostninger/Omsætning 2014	-0,2920	0,0568	-5,142	0,00

Som det ses af ovenstående tabel indgår hverken Gældsprocent eller Aktiver for 2014. Resultaterne viser også, at det er muligt at opnå en signifikant forklaringsgrad af variable fra 2014, selvom de to vigtigste variable for 2016 inddrages. De to vigtigste 2014-tal er tilmed parametre der i høj grad afhænger af årets resultater isoleret set, da omsætningen er en stor del af begge variable.

2015 data

Denne analyse er baseret på 2015 regnskabsdata med det formål at forklare bidragssatsen for 2017. Først foretages en variabelseleksion som ovenfor for at identificere de vigtigste variable. Resultatet ses i Tabel 12 nedenfor.

Tabel 12: Regnskabsdata for 2015

1 variabel	2 variable	3 variable	4 variable	5 variable
Gældsprocent	Gældsprocent	LTV	LTV	LTV
	Rådg.omk./Gæld	Andel RK gæld	Andel RK gæld	Andel RK gæld
		Likviditet f. inv.	Likviditet f. inv.	Likviditet f. inv.
			Rådg.omk./Gæld	Rådg.omk./Gæld
				Alder driftsleder

Resultaterne i tabel 12 er generelt i overensstemmelse med de tidligere resultater som det også er beskrevet i forrige underafsnit. Det er dog interessant at en variabel som Likviditet før investeringer i 2015 pludselig er med i analysen, da likviditeten ikke har været en del af nogen af de tidligere modeller i dette notat. Det tyder altså på at likviditeten kan have betydningen for bidragssatsens størrelse flere år frem.

Igen køres en model hvor de to vigtigste variable fra 2016 medtages sammen med de to vigtigste variable for 2015, baseret på en optimal variabelseleksion. Resultatet ses i Tabel 13 nedenfor.

Tabel 13: 2015 og 2016 data

	Koefficient	Std. Error	t value	Pr(> t)
Skæring	0,6077	0,0186	32,706	0,00
Gældsprocent 2016	0,0066	0,0002	30,769	0,00
Aktiver 2016	-0,0009	0,0002	-5,787	0,00
Driftsresultat/Omsætning 2015	-0,1496	0,0284	-5,267	0,00
Rådgivningsomkostninger/Gæld 2015	5,9101	0,8737	6,764	0,00

Som det ses af ovenstående tabel er det muligt at opnå en signifikant forklaringsgrad af variable fra 2015, selvom de to vigtigste variable for 2016 inddrages. Igen er de to vigtigste 2015-tal parametre, der i høj grad afhænger af årets resultater isoleret set. Det ses også at likviditetsvariablen som blev identificeret i Tabel 12 ikke indgår her, hvilket sætter spørgsmålstegn ved dennes vigtighed.

Udviklingsdata fra 2015 til 2016

Denne analyse er baseret på forskellen mellem 2016 og 2015 regnskabsdata med det formål at forklare bidragssatsen for 2017. Hver variabel i datasættet er således nu en indikator for retningen på den enkelte bedrift. Det vil sige, at hvis man i 2015 havde en Gældsprocent på 70% og at denne er steget til 75% i 2016, så får man en score i Gældsprocenten på +5%-point.

Driftsgrensindikatoren indgår som en simpel indikator for de tre store driftsgrene: Kvæg, svin, planter. Først foretages en variabelseleksion som ovenfor for at identificere de vigtigste variable.

Resultatet ses i Tabel 14 nedenfor:

Tabel 14: Udviklingsdata fra 2015 til 2016

1 variabel	2 variable	3 variable	4 variable	5 variable
DG = Planter	DG = Kvæg	DG = Kvæg	DG = Kvæg	DG = Kvæg
	DG = Svin	DG = Svin	DG = Planter	DG = Planter
		RK gæld	RK gæld	RK gæld
			Indtjening/Aktiver	Indtjening/Aktiver
				Gældsprocent

Resultaterne i ovenstående tabel giver en ny dimension til analysen da de variable der indgår nu er på en anden form en tidligere. Det ses da også at de enkelte Driftsgrene (DG) nu er kommet i fokus. Det kan være et udtryk for at de anvendte udviklingsvariable ikke er specielt vigtige for bidragssatsens niveau, da Driftsgrenene ikke er på udviklingsform men blot indgår som indikator. Det er dog intuitivt at en variabel som udviklingen i Realkreditgælden (RK gæld) er vigtig her da denne har en direkte forbindelse til bidragssatsen fx ved optagelse eller ekstraordinære afdrag af realkreditgæld.

Igen køres en model hvor de to vigtigste variable fra 2016 medtages sammen med de to vigtigste variable for udviklingen 2015-2016, baseret på en optimal variabelselektion. Resultatet ses i Tabel 15 nedenfor.

Tabel 15: Udviklingsdata 2015-2016

	Koefficient	Std. Error	t value	Pr(> t)
Skæring	0,6299	0,0143	44,169	0,00
Gældsprocent 2016	0,0067	0,0002	35,679	0,00
Aktiver 2016	-0,0011	0,0002	-6,690	0,00
Gæld i alt 2015-2016	0,0041	0,0012	3,529	0,00
Kapacitetsgrad 2015-2016	0,0038	0,0014	2,641	0,01

Som det ses af ovenstående tabel er det muligt at opnå en signifikant forklaringsgrad af variable fra udviklingen mellem 2015 og 2016 regnskaberne, selvom de to vigtigste variable for 2016 inddrages. Som identificeret i Tabel 14 er udviklingen i gælden en vigtig indikator for bidragssatsen (her indgår den samlede gæld, mens realkreditgælden alene indgår i Tabel 14).

Det ses også at et nyt nøgletal som ikke har indgået i tidligere analyser medtages her, nemlig udviklingen i kapacitetsgraden. Dog noteres en relativt lav t-statistik, som medfører at variabelen ikke er signifikant på et 1% signifikansniveau, hvorfor denne variabel ikke siger meget om bidragssatsen i 2017. Dette forstærker ideen om at udviklingsvariablene måske ikke er så vigtige til at forklare niveauet af bidragssatsen.

Accelerationen frem mod 2017

Denne analyse er baseret på accelerationsvariablene. Disse variable er fremkommet ved at regne udviklingen for de to perioder 2014-2015 og 2015-2016 og derefter tage forskellen på disse to udviklinger (difference of difference). Hver variabel i datasættet er således nu en indikator for accelerationen på den enkelte bedrift. Det vil sige, at hvis Gældsprocenten bevæger sig fra 65% til 70% fra 2014-2015 og videre til 80% i 2016, så får man en accelerator værdi på $(80-70)-(70-65) = 5\%$.

Igen indgår driftsgrensindikatoren som en simpel indikator for de tre store driftsgrene: Kvæg, svin, planter. Først foretages en variabelselektion som ovenfor for at identificere de vigtigste variable.

Resultatet ses i Tabel 16 nedenfor.

Tabel 16: Accelerationsdata fra 2014 til 2016

1 variabel	2 variable	3 variable	4 variable	5 variable
DG = Planter	DG = Planter	DG = Planter	DG = Planter	DG = Planter
	Omsætning	Rådg.omk./Aktiver	Omsætning	DG = Kvæg
		Rådg.omk./Gæld	Rådg.omk./Aktiver	Omsætning
			Rådg.omk./Gæld	Rådg.omk./Aktiver
				Rådg.omk./Gæld

Ligesom i forrige analyse med udviklingsdata fra 2015 til 2016 indgår driftsgrenene i alle modeller, hvilket igen kan ses som et udtryk for at accelerationsvariablene ikke er specielt vigtige i forklaringen af bidragssatsen. Det er svært at sige noget entydigt om de øvrige variable som indgår. Igen køres en model hvor de to vigtigste variable fra 2016 medtages sammen med de to vigtigste variable for accelerationen fra 2014-2016, baseret på en optimal variabelseleksion. Resultatet ses i Tabel 17 nedenfor.

Tabel 17: Accelerationsdata 2014-2016

	Koefficient	Std. Error	t value	Pr(> t)
Skæring	0,5888	0,0162	36,307	0,00
Gældsprocent 2016	0,0070	0,0002	35,916	0,00
Aktiver 2016	-0,0011	0,0002	-6,822	0,00
Gæld i alt acceleration 2014-2016	0,0023	0,0008	2,995	0,03
Rådgivningsomkostninger/Gæld acceleration 2014-2016	-5,6336	0,9989	-5,640	0,00

Som det ses af ovenstående tabel er det muligt at opnå en signifikant forklaringsgrad af variable fra accelerationen mellem 2014 og 2016 regnskaberne, selvom de to vigtigste variable for 2016 inddrages. Præcis som i udviklingsanalysen ovenfor (Tabel 15) indgår den samlede gæld som en vigtig parameter (her på accelerationsform). Igen skal det noteres at vigtigheden af Gæld i alt kun er marginal med en p-værdi på 0,03.

Gennemsnitstal for 2014-2016

Denne analyse er baseret på gennemsnitsværdien af hver variabel over årene i analyseperioden. Igen indgår driftsgrensindikatoren som en simpel indikator for de tre store driftsgrene: Kvæg, svin, planter. Disse variable er altså på samme form som hvert års variable isoleret set, men udgør nu en mere langsigtet indikator for, hvordan den enkelte bedrift klarer sig. Først foretages en variabelseleksion som ovenfor for at identificere de vigtigste variable. Resultatet ses i Tabel 18 nedenfor.

Tabel 18: Gennemsnitsdata fra 2014 til 2016

1 variabel	2 variable	3 variable	4 variable	5 variable
Gældsprocent	Gældsprocent	LTV	LTV	LTV
	Likviditet f. inv.	Likviditet f. inv.	Likviditet f. inv.	Aktiver
		Andel RK gæld	Andel RK gæld	Andel RK gæld
			Rådg.omk./Gæld	Rådg.omk./Gæld
				Driftsresultat

Resultaterne i den ovenstående tabel er generelt i overensstemmelse med tidligere resultater for hvert regnskabsår isoleret set. Det generelle mønster med at Gældsprocenten er vigtigst for modeller med få forklarende variable, hvorefter LTV tager over når der inddrages flere forklarende variable i modellen gentages. Som for 2015-tallene (Tabel 12) indikerer ovenstående at Likviditeten før investeringer kan have en vigtig plads i forklaringen af bidragssatsen ligesom andelen af realkreditgæld.

Til sidst køres en model, hvor de to vigtigste variable fra 2016 medtages sammen med de to vigtigste variable for gennemsnittet over analyseperioden. Resultatet af denne kørsel ses i Tabel 19 nedenfor.

Tabel 19: Gennemsnitsdata 2014-2016

	Koefficient	Std. Error	t value	Pr(> t)
Skæring	0,6316	0,0180	35,110	0,00
Gældsprocent 2016	0,0064	0,0002	31,465	0,00
Aktiver 2016	-0,0011	0,0002	-6,601	0,00
Driftsresultat/Omsætning gns. 2014-2016	-0,2350	0,0311	-7,297	0,00
Rådgivningsomkostninger/Gæld gns. 2014-2016	6,5254	1,0434	6,254	0,00

Som det ses af ovenstående tabel er det muligt at opnå en signifikant forklaringsgrad af variable fra gennemsnittet mellem 2014 og 2016 regnskaberne, selvom de to vigtigste variable for 2016 inddrages. Sammenlignes der med Tabel 13, som viser resultatet af samme model for 2015 tallene, ses det, at tabellerne er nærmest identiske. Driftsresultatet delt med omsætningen ser altså ud til at være en god indikator for indtjeningssiden på bedriften og som forventet medføre en højere score på denne variabel gennemsnitligt set en lavere bidragssats.

I forbindelse med anvendelsen af gennemsnitsvariable er det også interessant at se, hvad disse har af betydning på bidragssatsen isoleret set. Derfor køres den optimale model med fire forklarende variable som er identificeret i næsts-sidste kolonne i Tabel 18 ovenfor. Resultatet ses i Tabel 20 nedenfor.

Tabel 20: Gennemsnitsdata 2014-2016 alene

	Koefficient	Std. Error	t value	Pr(> t)
Skæring	1,1121	0,0279	39,904	0,00
LTV gns. 2014-2016	0,0093	0,0003	30,743	0,00
Likviditet før investeringer gns. 2014-2016	-0,0408	0,0043	-9,581	0,00
Andel realkreditgæld gns. 2014-2016	-0,0070	0,0003	-22,635	0,00
Rådgivningsomkostninger/Gæld gns. 2014-2016	6,5886	1,0268	6,417	0,00

Af ovenstående tabel ses det at den største (og eneste) forskel ift. tidligere modeller (se fx Tabel 13) er at skæringen nu er 1,11, hvor den tidligere har ligget omkring 0,60. Det skyldes at alle forklarende variable nu er regnet som gennemsnitstal, hvilket påvirker skæringen.

Konklusion

Det gennemgående resultat i analysen er, at Gældsprocenten er det vigtigste nøgletal til forklaringen af bidragssatsen isoleret set. Analysen viser således, at en højere Gældsprocent gennemsnitligt set er ensbetydende med en højere bidragssats. Inddrages flere forklarende variable er tendensen dog, at Loan-to-Value overtager pladsen som det vigtigste nøgletal.

Analysen har også vist, at der er en signifikant forskel i bidragssatserne på tværs af realkreditinstitutter, selv når der kontrolleres for specifikke regnskabstal. På et mere overordnet plan kan langt de fleste af de vigtigste variable siges at tilhøre kategorien Soliditet mv., som hovedsageligt indeholder informationer om bedriftens balance. Dog viser analysen også, at variable karakteriseret som nøgletal for rentabilitet, likviditet og indtjening også har betydning for bidragssatsen.

Mht. den historiske del af analysen, med data tilbage til 2014, er det generelle resultat, at det er de samme nøgletal der går igen. Desuden har analysen vist, at udviklingen og accelerationen i de forskellige regnskabstal generelt har en begrænset betydning for niveauet af bidragssatsen.

Slutteligt skal det noteres, at de sammenhænge der er identificeret gennem hele analysen langt fra er det eneste, der bestemmer niveauet af bidragssatsen. De fleste analyser opererer med en variansforklaringsgrad (R^2) på omkring 30%, hvilket indikerer, at der er mange ukendte faktorer, der har betydning for bidragssatsens niveau.

For notatet:

Thomas Ørnbøl Pedersen