



Staff memo

En mikrodatabaserad ansats för stresstester av bankers kreditförluster på företagsutlåning

Niklas Amberg

Jieying Li

Jakob Winstrand

November 2022

Innehållsförteckning

1	Inledning	4
2	Så används ansatsen steg för steg	5
2.1	Steg 1: Skatta konkursriskmodellen	5
2.2	Steg 2: Beräkna konkursrisken för varje företag och kvartal	11
2.3	Steg 3: Beräkna förväntad förlust per lån i scenariot	12
2.4	Steg 4: Beräkna totala kreditförluster	13
3	Sammanfattning och reflektioner inför framtiden	15
	Referenser	17

Staff memo

I ett staff memo kan medarbetare på Riksbanken offentliggöra kvalificerade analyser i relevanta frågor. Det är en tjänstemannapublikation som är fri från policyslutsatser och individuella ställningstaganden i aktuella policyfrågor. Publikationen godkänns av berörd avdelningschef. De åsikter som uttrycks i staff memot är författarnas egna och ska inte uppfattas som Riksbankens ståndpunkt.

Sammanfattning¹

Författare: Niklas Amberg, verksam vid Riksbankens avdelning för penningpolitik, samt Jieying Li och Jakob Winstrand, verksamma vid avdelningen för finansiell stabilitet.

Riksbanken arbetar kontinuerligt med att vidareutveckla och bredda sitt ramverk för kapitalstresstester. De senaste åren har ett fokusområde varit att ta fram metoder för stresstester baserade på mikrodata.

I detta staff memo beskriver vi en nyutvecklad ansats för stresstester av bankers kreditförluster på företagsutlåning som är baserad på detaljerade mikrodata över alla svenska icke-finansiella företag och deras lån hos svenska banker. Ansatsen används till att uppskatta förväntade kreditförluster för banker i olika makroekonomiska scenarier och fungerar som ett komplement till de aggregerade stresstestmetoder som Riksbanken använder i dag.

Vårt syfte med detta staff memo är att beskriva den mikrodatabaserade ansatsen och de modeller som ligger till grund för den i detalj. Vi presenterar därför inga utfall av stresstester här.

¹ Vi vill först och främst rikta ett stort tack till Tor Jacobson, vars mångåriga arbete med att försörja Riksbanken med högkvalitativa mikrodata och att utveckla mikrodatabaserade analysmetoder har varit en nödvändig förutsättning för vårt arbete. En stor del av den metodutveckling som ligger till grund för den mikrodatabaserade ansats för stresstester som vi presenterar i detta staff memo bygger direkt eller indirekt på Tors arbete genom åren. Vi tackar även David Forsman, Kristian Jönsson och Olof Sandstedt för värdefulla synpunkter. Författarna ansvarar ensamma för alla eventuellt återstående felaktigheter.

1 Inledning

Riksbanken använder olika former av stresstester för att bedöma hur motståndskraftiga de svenska bankerna är mot olika scenarier där den ekonomiska utvecklingen försämras. Det är viktigt att veta att bankerna fungerar väl även i sämre tider, eftersom de utgör en mycket viktig del av det finansiella systemet. Företag kan använda bankernas tjänster för att låna till investeringar eller för att spara till framtida investeringar. På samma sätt gör bankerna det möjligt för hushåll att låna till bostäder och spara till pensionen. Bankerna är dessutom viktiga deltagare i betalningssystemet och har därför en central roll i det finansiella systemet. Om bankerna får problem skulle det kunna påverka den finansiella stabiliteten och den realekonomiska utvecklingen – något som årets nobelpristagare i ekonomi övertygande har visat i sin forskning (se till exempel Bernanke, 1983). Men det skulle också kunna göra att penningpolitiken får sämre effekt på ekonomin. Därför analyserar Riksbanken också kontinuerligt hur banksystemet utvecklas för att upptäcka hot och sårbarheter i ett tidigt skede och verka för att betalningssystemet är säkert och effektivt.

Tidigare har Riksbanken publicerat en metod som är baserad på aggregerade data för att stresstesta de fyra största bankernas kapital (Buncic et al, 2019).² Riksbanken har dock fortsatt att utveckla andra metoder. I detta staff memo presenteras en av dem som är baserad på så kallade mikrodata. De utgörs i det här fallet av detaljerade data över svenska icke-finansiella företags bokslut och data för varje enskilt lån som dessa företag har.

En fördel med att använda mikrodata istället för aggregerade data är att man då kan fånga företagsspecifika egenskaper. Det innebär att resultaten i stresstestet i stor utsträckning påverkas av riskerna i de enskilda företagen och hur de utvecklas över tid. En annan fördel är att de skattade modellerna blir mycket robusta tack vare att dataunderlaget innehåller miljontals observationer. Å andra sidan är tillgängligheten till mikrodata i dagsläget begränsad, vilket gör det svårt att fånga riskerna i bankernas totala låneportföljer och därmed bedöma deras totala motståndskraft. I den ansatsen vi beskriver här ingår den svenska banksektorns exponeringar mot svenska icke-finansiella företag, vilket utgör ungefär 20 procent av bankernas totala exponeringar i Sverige och andra länder och cirka 30–35 procent av deras svenska exponeringar. I ansatsen som baseras på aggregerade data skattas de förväntade förlusterna för bankernas totala verksamhet. Det innebär att det är lättare att bedöma bankernas motståndskraft baserat på resultaten från den ansatsen.

² De fyra största bankerna är Handelsbanken, Nordea, SEB och Swedbank.

2 Så används ansatsen steg för steg

Vår mikrodataserade ansats för att stresstesta bankers kreditförluster på utlåning till svenska icke-finansiella företag består av fyra steg.

I det första steget använder vi en mikrodataserad konkursriskmodell för att uppskatta hur ett företags konkursrisk påverkas av makroekonomiska och företagsspecifika faktorer. Med hjälp av konkursriskmodellen kan vi alltså svara på frågor av typen: Med hur mycket ökar sannolikheten att ett företag går i konkurs om bostadspriserna faller med 10 procent eller om räntan stiger med en procentenhet eller om företagets skuldsättning ökar?

I det andra steget specificerar vi ett makroekonomiskt scenario och använder modellen för att beräkna konkursrisken för varje företag och kvartal i scenariot.

I det tredje steget beräknar vi den förväntade förlusten för varje enskilt lån i respektive banks företagslåneportfölj genom att multiplicera lånets storlek först med den andel av lånet som bedöms gå förlorat om företaget går i konkurs och därefter med företagets konkursrisk enligt beräkningen i steg två.

I det fjärde och sista steget beräknar vi bankernas totala förväntade kreditförluster i varje kvartal i scenariot genom att summera de förväntade förlusterna för varje enskilt lån från beräkningen i steg tre. Eftersom förväntade kreditförluster beräknas lån för lån kan förlusterna i scenariot även summeras upp till andra nivåer för att ge en bild av hur de är fördelade över olika låntagarkategorier. Det går alltså enkelt att beräkna hur stor andel av förlusterna som kommer från till exempel kommersiella fastighetsbolag, företag i Stockholmsregionen eller kommersiella fastighetsbolag i Stockholmsregionen.

I de kommande avsnitten beskriver vi vart och ett av de fyra stegen mer ingående. Vi avslutar med en sammanfattning och en reflektion inför framtiden.

2.1 Steg 1: Skatta konkursriskmodellen

En detaljerad beskrivning av konkursriskmodellen

Det första steget i den mikrodataserade ansatsen är att uppskatta hur ett företags konkursrisk påverkas av makroekonomiska och företagsspecifika faktorer. Vi gör det med hjälp av en konkursriskmodell baserad på företagsdata som har utvecklats med utgångspunkt i den väletablerade konkursriskmodell som presenteras i Jacobson, Lindé och Roszbach (2013).³ Enkelt uttryckt skattar vår modell hur ett företags

³ Vi modifierar modellen i Jacobson, Lindé och Roszbach (2013) på tre sätt: (i) vi skattar modellen som en linjär sannolikhetsmodell istället för som en logitmodell, (ii) vi ändrar uppsättningen förklarande variabler något, särskilt på företagssidan och (iii) vi låter genomslaget av makrovariablerna variera mellan lågt och

konkursrisk påverkas av fyra makroekonomiska faktorer (arbetslöshet, statslåneränta, företagslåneränta och bostadspriser) och tre företagsspecifika faktorer (storlek, ålder och skuldsättningsgrad). En viktig egenskap i vår modell är att den tillåter de makroekonomiska faktorerna att ha olika effekt på ett företags konkursrisk beroende på om företaget är högt eller lågt skuldsatt.

I ekonometriska termer skattar vi följande linjära sannolikhetsmodell:

$$K_{i,t} = \mathbf{M}'_t \boldsymbol{\beta} + \mathbf{F}'_{i,t} \boldsymbol{\gamma} + \text{HögSkuld}_{i,t} \times \mathbf{M}'_t \boldsymbol{\theta} + \alpha^Q + \varepsilon_{i,t},$$

där i identifierar företag och t identifierar tidsperioder. Utfallsvariabeln $K_{i,t}$ är en indikatorvariabel lika med ett om företag i går i konkurs i period t . \mathbf{M}_t är en vektor som består av fyra makroekonomiska variabler: förändringen i arbetslöshet mellan tidsperioderna t och $t - 1$ mätt i procentenheter (ΔArbLos_t), räntan på statskuldväxlar med sex månaders löptid (SSVX6M_t), skillnaden mellan bankernas genomsnittliga utlåningsränta till icke-finansiella företag och räntan på en sexmånaders statskuldväxel (Spread_t) samt den procentuella förändringen i SCB:s fastighetsprisindex FASTPI mellan tidsperioderna t och $t - 1$ (ΔHPI_t).

$\mathbf{F}_{i,t}$ är en vektor som består av tre företagsspecifika variabler: storlek mätt som logaritmen av företag i :s totala tillgångar i tidsperiod t ($\ln \text{Tillgångar}_{i,t}$), ålder modellerad som en indikatorvariabel lika med ett om företaget är mellan 1 och 9 år gammalt, vilket är åldersspannet med störst genomsnittlig konkursrisk ($\text{Ålder}_{i,t}$), samt skuldsättningsgrad modellerad som en indikatorvariabel lika med ett om företag i :s skulder utgör 80 procent eller mer av dess tillgångar i tidsperiod t ($\text{HögSkuld}_{i,t}$). Att just 80 procent utgör gränsvärde för när ett företag klassificeras som högt skuldsatt är i någon mån godtyckligt, men det är i praktiken inte heller särskilt viktigt för modellskattningen. Det väsentliga är att variabeln fångar de högst skuldsatta företagen, men om gränsvärdet sedan sätts vid exempelvis 75, 80 eller 85 procent påverkar inte resultaten nämnvärt.

Utöver de makroekonomiska och företagsspecifika variablerna inkluderar modellen interaktionstermer mellan indikatorn för hög skuldsättning och var och en av makrovariablerna. Detta innebär vilken effekt ett givet makroutfall får på ett företags konkursrisk kan variera mellan högt och lågt skuldsatta företag. Till exempel får man alltså effekten på konkursrisken av den korta statslåneräntan för ett lågt skuldsatt företag av β_{SSVX6M} , medan man får motsvarande effekt för ett högt skuldsatt företag av $\beta_{\text{SSVX6M}} + \theta_{\text{SSVX6M}}$.

För att kontrollera för den säsongsvariation som finns i företagskonkurser inkluderar modellen också en dummyvariabel per kvartal, totalt fyra stycken (α^Q). Slutligen klusterjusterar vi standardfelen i två dimensioner: per företag och per tidsperiod.

högt skuldsatta företag genom att inkludera en interaktionsterm mellan indikatorn för hög skuldsättning och var och en av makrovariablerna. Anledningen till att vi frångår logitmodellen i Jacobson, Lindé och Roszbach (2013) är helt enkelt att det är lättare att tolka och förstå resultaten från en linjär sannolikhetsmodell. Vi har verifierat att en motsvarande logitmodell ger kvalitativt likartade resultat.

Utän denna justering skulle vi underskatta standardfelens storlek och därmed överskatta modellens precision.

Modellen skattas med företagsdata från UC

Vi skattar konkursriskmodellen med företagsdata från kreditupplysningsföretaget UC AB, som täcker alla svenska aktiebolag från början av 1990-talet och fram till i dag. Här beskriver vi vilken information från UC-databasen som används i modellskattningen.

För varje företag som går i konkurs observerar vi datumet för konkursen, vilket vi använder för att skapa utfallsvariabeln i modellen (konkursindikatorn $K_{i,t}$). Vi observerar även varje företags registreringsdatum, vilket vi använder för att skapa åldersvariabeln ($\text{Ålder}_{i,t}$). Utöver detta observerar vi varje företags bokslutsuppgifter, vilket vi använder för att skapa storleksvariabeln ($\ln \text{Tillgångar}_{i,t}$) och indikatorn för hög skuldsättning ($\text{HögSkuld}_{i,t}$), som alltså bestäms av kvoten mellan totala skulder och tillgångar på företagets balansräkning.⁴

Vi uppdaterar regelbundet modellskattningarna i takt med att nya data kommer in. I dagsläget skattas modellen utifrån drygt 33 miljoner observationer från första kvartalet 1990 till och med fjärde kvartalet 2020, fördelade på knappt en miljon unika företag.

Både makroekonomiska och företagsspecifika faktorer är viktiga för att förklara varför företag går i konkurs

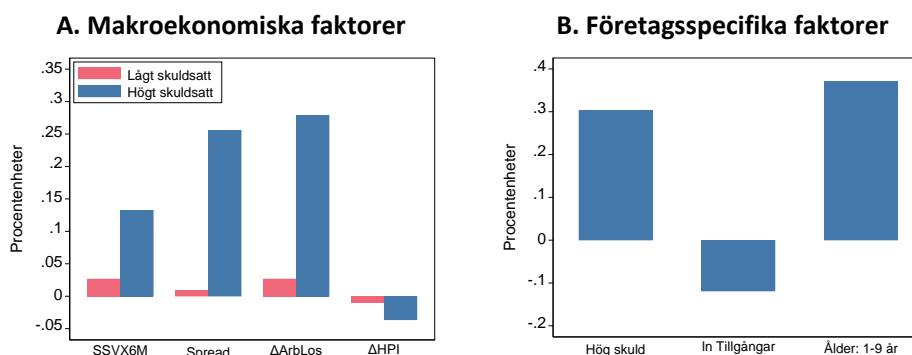
Vilka faktorer driver företagskonkurser enligt konkursriskmodellen? För att svara på den frågan illustrerar vi resultaten av modellskattningen grafiskt i Figur 1. De olika staplarna i den vänstra panelen visar hur lågt respektive högt skuldsatta företags konkursrisk påverkas av modellens makroekonomiska faktorer, medan staplarna i den högra visar hur konkursrisken påverkas av de företagsspecifika faktorerna.

Ett slående mönster framträder för de makroekonomiska faktorerna: En försämring i det makroekonomiska läget har stor påverkan på konkursrisken för högt skuldsatta företag (blå staplar), men knappt någon påverkan alls för lågt skuldsatta företag (röda staplar). Ta arbetslösheten som exempel: Om arbetslösheten stiger med en procentenhet i ett kvartal så ökar det konkursrisken på kvartalsbasis för ett högt skuldsatt företag med 0,3 procentenheter, men bara med 0,03 procentenheter för ett lågt skuldsatt företag. Genomslaget av förändringar i arbetslösheten på konkursrisken är alltså tio gånger så stort för högt skuldsatta företag som för lågt skuldsatta företag. Likartade mönster framträder för räntefaktorerna – en uppgång i den korta statslåneräntan eller företagsräntespreaden ökar påtagligt risken för att högt skuldsatta företag går i konkurs, men har bara en marginell påverkan på lågt

⁴ Eftersom konkursriskmodellen skattas med data på kvartalsfrekvens samtidigt som bokslutsvariablerna bara finns tillgängliga på årsfrekvens så interpolerar vi fram kvartalsvärden från de årliga värdena för bokslutsvariablerna. Se Jacobson, Lindé och Roszbach (2013) för detaljer om interpoleringsproceduren.

skuldsatta företag. Faktum är att av dessa tre makrovariabler är det bara den korta statslåneräntan som har en statistiskt signifikant påverkan på konkursrisken för lågt skuldsatta företag. När det kommer till fastighetspriserna är effekten på konkursrisken statistiskt insignifikant för både lågt och högt skuldsatta företag. Om det låter förvånande är det viktigt att komma ihåg att detta är effekten av fastighetspriserna på konkursrisken när alla andra variabler i modellen hålls konstanta. Annorlunda uttryckt innebär det att fastighetspriser inte påverkar företagskonkurser när vi väl har tagit hänsyn till konjunkturcykeln och ränteläget i ekonomin.^{5,6}

Figur 1. Hur påverkas företags konkursrisk av makroekonomiska och företagsspecifika faktorer?



Anm. Staplarna visar parameterskattningarna för de företagsspecifika faktorerna ($\hat{\beta}$) samt för de makroekonomiska faktorerna för lågt ($\hat{\gamma}$) respektive högt skuldsatta företag ($\hat{\gamma} + \hat{\theta}$).

Högt skuldsatta företag inte bara är mer känsliga för det makroekonomiska läget, utan har även en 0,3 procentenheter högre konkursrisk oberoende av konjunkturläget. Annorlunda uttryckt tillkommer det 0,3 procentenheter i konkursrisk för de högt skuldsatta företagen efter man har räknat ut hur de makroekonomiska faktorerna påverkar konkursrisken för högt respektive lågt skuldsatta företag i ett visst kvartal. Konkursrisken är även högre för unga företag. Ett företag i åldersspannet 1–9 år har 0,4 procentenheter högre konkursrisk i ett givet kvartal än nystartade företag och företag som är äldre än tio år. Även små företag har en högre konkursrisk. Stapeln som representerar storlekseffekten i den högra panelen visar att ett företag som är 100 logpunkter större än ett annat mätt i totala tillgångar har 0,12 procentenheter lägre konkursrisk per kvartal. Ett exempel gör det lättare att få grepp om den här

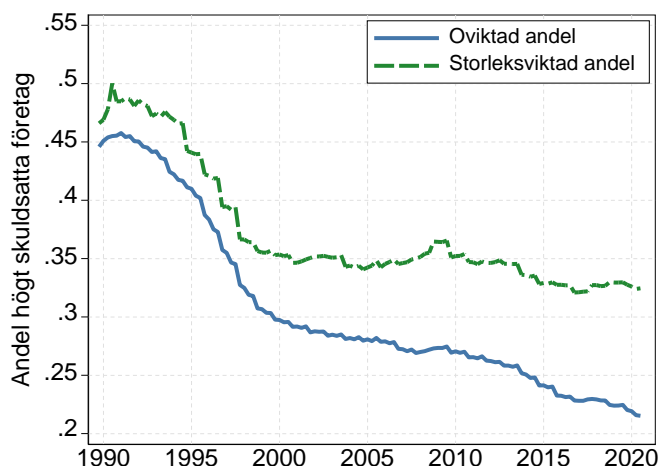
⁵ Skattar vi istället om konkursrisksmodellen med förändringen i fastighetspriser som enda makrovariabel så är dess effekt statistiskt signifikant för både lågt och högt skuldsatta företag. Det beror på att fastighetspriser i en sådan specifikation fungerar som en barometer för det ekonomiska läget i allmänhet.

⁶ Att fastighetspriser inte bidrar till att förklara företagskonkurser innebär dock inte nödvändigtvis att de är oväsentliga för bankers kreditförluster. Fastighetspriser påverkar värdet på de tillgångar som har ställts som säkerhet för lån och kan därmed påverka hur stora kreditförlusterna blir vid en konkurs (LGD). Vår ansats fångar i dagsläget inte sådana effekter, eftersom vi inte modellerar LGD:er empiriskt utan ansätter samma LGD för alla låntagare oavsett scenario.

effekten: företag med 10 respektive 100 miljoner i tillgångar har 0,55 respektive 0,27 procentenheter högre konkursrisk per kvartal än ett företag med en miljard kronor i tillgångar.⁷

Att det är så stor skillnad mellan hur det makroekonomiska läget påverkar lågt och högt skuldsatta företags konkursrisk innebär att ett och samma makroskenario kommer att ha olika effekt på företagskonkurserna – och därmed på bankernas kreditförluster – beroende på hur skuldsatt företagssektorn är. Hur har då skuldsättningen i företagssektorn utvecklats över tid? I Figur 2 visar vi andelen företag som är högt skuldsatta enligt vår definition, alltså att kvoten mellan skulder och tillgångar är 80 procent eller större. Figuren visar att den storleksviktade andelen högt skuldsatta företag föll kraftigt i samband med 90-talskrisen, från knappt 50 procent till omkring 35 procent, och därefter har varit i stort sett konstant.⁸

Figur 2. Andelen högt skuldsatta företag i företagssektorn 1990–2020



Anm. Figuren visar hur andelen av svenska icke-finansiella aktiebolag som är högt skuldsatta enligt vår definition (kvoten mellan skulder och tillgångar är 80 procent eller större) har utvecklats över tid. Den storleksviktade andelen är beräknad med totala tillgångar som vikt.

Företagssektorn är alltså finansiellt sett mer robust i dag än i början av 1990-talet, vilket innebär att ett makroskenario som motsvarar 90-talskrisen i dag skulle resultera i lägre kreditförluster för bankerna än de som faktiskt observerades under 90-talskrisen. Situationen skulle dock kunna förändras framöver, till exempel om tillgångspriserna i ekonomin faller varaktigt. Detta eftersom företagens tillgångar då minskar i värde, med följden att det egna kapitalet urholkas och skuldsättningsgraden

⁷ Notera att alla tolkningar av effektstorlekar i det här avsnittet är "allt annat lika"-tolkningar. Det innebär att de representerar effekten av en förändring i en viss faktor när alla andra faktorer i modellen hålls konstanta.

⁸ Den oförändrade andelen högt skuldsatta företag sedan andra halvan av 1990-talet innebär givetvis inte att företagens skulder har varit oförändrade sedan dess mätt i kronor och ören – tvärtom har de har ökat rejält – utan att skulderna har vuxit i ungefär samma takt som tillgångarna.

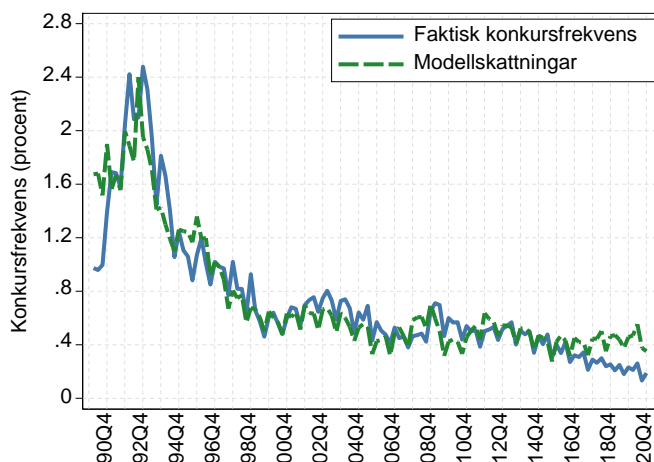
därmed ökar. I ett sådant läge skulle företagssektorn bli väsentligt mer känslig för makroekonomiska störningar.

Modellen kan förklara konkursutvecklingen i företagssektorn över tid

Konkursriskmodellen är kärnan i den mikrodatabaserade ansatsen. En nödvändig förutsättning för att ansatsen ska fungera är därför att modellen kan förklara konkursutvecklingen i företagssektorn över tid. Ett sätt att bedöma detta är att undersöka modellens *in-sample fit*, alltså att beräkna konkursrisken för varje företag och kvartal i dataunderlaget baserat på de faktiska historiska makro- och företagsutfallen och sedan jämföra den genomsnittliga modellskattade konkursrisken med den faktiska historiska konkursfrekvensen i varje kvartal.

Vi illustrerar resultatet av denna övning i Figur 3, som visar hur den modellskattade genomsnittliga konkursfrekvensen och hur den faktiska konkursfrekvensen har utvecklats över tid.

Figur 3. Modellen har god förmåga att fånga konkursutvecklingen i företagssektorn över tid



Anm. Den heldragna blå linjen visar konkursfrekvensen per kvartal (företag som går i konkurs som andel av det totala antalet företag) för svenska icke-finansiella aktieföretag. Den streckade gröna linjen visar den genomsnittliga konkursrisken beräknad av vår modell när den förses med faktiska historiska makroekonomiska och företags-specifika utfall som input.

Som synes följer de två linjerna varandra tätt, vilket indikerar att modellen har en mycket god förmåga att beskriva konkursutvecklingen i företagssektorn över tid. Det innebär att om vi ger modellen en träffsäker prognos för den makroekonomiska

utvecklingen så får vi tillbaka en träffsäker prognos för konkursutvecklingen i företagssektorn.⁹

2.2 Steg 2: Beräkna konkursrisken för varje företag och kvartal

Det andra steget i ansatsen är att specificera ett makroekonomiskt scenario och sedan beräkna konkursrisken för varje företag och kvartal i det scenariot utifrån modellskattningen i det första steget. Vi beräknar konkursrisken för ett företag som det predikterade värdet från ekvation 1 ($\hat{K}_{i,t}$) när makrovariablerna antar de värden som har specificerats i scenariot och företagsvariablerna antar värdena från det senast tillgängliga bokslutet. Notera att konkursriskerna vi beräknar med modellen är på kvartalsfrekvens – konkursrisken under ett år får man alltså på ett ungefär genom att multiplicera $\hat{K}_{i,t}$ med fyra.¹⁰

Ett implicit antagande i den här beräkningen är att företagets skuldsättning inte förändras under scenariots gång. I många fall är detta ett någorlunda rimligt antagande, men i scenarier där tillgångspriserna faller snabbt kan det bli orimligt, eftersom företagets skuldsättning då snabbt pressas upp i takt med att värdet på deras tillgångar faller och deras egna kapital därmed urholkas. När vi gör stresstester som innefattar djupa nedgångar i tillgångspriser gör vi därför även känslighetsanalyser där vi visar hur resultaten påverkas av olika antaganden om hur företagets skuldsättning utvecklas under scenariots gång.

Vi kan illustrera hur man beräknar konkursrisker med ett exempel. Modellskattningen av β_{SSVX6M} är 0,028, vilket innebär att om räntan på en sexmånaders statsskuldväxel ökar med en procentenhet så ökar konkursrisken för ett lågt skuldsatt företag med 0,028 procentenheter. Annorlunda uttryckt innebär det att om vi multiplicerar β_{SSVX6M} med räntan på en sexmånaders statsskuldväxel i scenariot får vi fram "bidraget" från just denna riskfaktor till företagets konkursrisk i scenariot. Låt oss för exemplens skull anta att vi har satt räntan till 2,5 procentenheter i scenariots första kvartal. Räntefaktorn kommer då att bidra med $0,028 \cdot 2,5 = 0,07$ procentenheter till den sammantagna konkursrisken för ett lågbelånat företag. Genom att göra

⁹ Ett mer precist sätt att beskriva modellens *in-sample fit* är att beräkna vad Jacobson, Lindé och Roszbach (2011) refererar till som aggregerad R^2 , vilket är R^2 från en tidsserieregression där utfallsvariabeln är den faktiska konkursfrekvensen i företagssektorn och den förklarande variabeln är den genomsnittliga modellskattade konkurssannolikheten. Vår modell genererar en aggregerad R^2 på drygt 0,85 för perioden 1990Q1-2020Q4, vilket innebär att serien med modellskattade konkurssannolikheter förklarar 85 procent av variationen i konkursfrekvensen i företagssektorn över tid.

¹⁰ En nackdel med linjära sannolikhetsmodeller är att de, till skillnad från exempelvis logit- och probitmodeller, kan generera predikterade värden utanför spannet 0–100 procent. I de fall vi får fram predikterade värden mindre än noll eller större än 100 procent så justerar vi dessa genom att sätta dem till noll respektive 100 procent.

motsvarande för alla faktorer som ingår i modellen och sedan summera upp dem får vi fram företagets konkursrisk i scenariots första kvartal.

2.3 Steg 3: Beräkna förväntad förlust per lån i scenariot

Formel för att beräkna förväntad förlust

Det tredje steget är att beräkna den förväntade förlusten för varje enskilt lån i bankernas företagslåneportföljer i scenariot. Vi utgår från de konkursriskerna som beräknas i steg två. Enkelt uttryckt beräknar vi den förväntade förlusten för ett givet lån genom att utgå från lånets storlek och sedan först multiplicera det med andelen av lånet som bedöms gå förlorat om företaget går i konkurs och därefter med företagets konkursrisk.

Vi använder alltså följande formel för att beräkna den förväntade förlusten för lån j till företag i i tidsperiod t :

$$\text{Förväntad förlust}_{i,j,t} = EAD_{j,t} \cdot LGD_{j,t} \cdot PD_{i,t}.$$

$EAD_{j,t}$ står för *exposure at default* och betecknar hur stort lånet j är i kronor i tidsperiod t , justerat för exponeringar utanför balansräkningen. Justeringen gör vi genom att addera 75 procent av eventuella lånesummor utanför balansräkningen till lånesumman på balansräkningen.¹¹ $LGD_{j,t}$ står för *loss given default* och betecknar den andel av lån j i tidsperiod t som bedöms gå förlorat om företaget går i konkurs. I våra kreditförlustskattningar sätter vi i normalfallet $LGD_{j,t}$ till 45 procent. Slutligen har vi $PD_{i,t}$ som står för *probability of default* och betecknar konkursrisken för företag i i tidsperiod t . Värdet på $PD_{i,t}$ är alltså vad vi beräknade i ansatsens första och andra steg ($PD_{i,t} = \hat{R}_{i,t}$).¹²

¹¹ Faktorn som multipliceras med summan utanför balansräkningen kallas med i Baselregelverket för *credit conversion factor*, eller CCF. Den vanligaste lånetypen som den här justeringen är viktig för är kreditlinor. En kreditlina är ett lån där banken sätter en limit för låntagaren, som sedan kan utnyttja så mycket den behöver av lånet så länge det är inom limiten. Om en bank exempelvis har gett ett företag en kreditlina med en limit på en miljon kronor och företaget vid en viss tidpunkt har utnyttjat 600 000 kronor av detta så blir *exposure at default* för lånet 900 000 kronor givet en CCF på 75 procent ($EAD = 600\,000 + 400\,000 \cdot 0,75 = 900\,000$).

¹² Den uppmärksamme läsaren noterar att vi här använder begreppen *fallissemang/default* och *konkurs/bankruptcy* synonymt. Detta är strikt taget inte är korrekt. Fallissemang innebär enligt Baselregelverket antingen att en låntagare är mer än 90 dagar sen med betalningar till kreditgivaren (*90 days past due*-kriteriet) eller att kreditgivaren på någon annan grund bedömer att det är osannolikt att låntagaren kommer att återbetala lånet (*unlikeliness to pay*-kriteriet). Konkurs är å andra sidan en juridisk process för att avveckla ett företag och dess skulder som aktiveras när företagets oförmåga att betala sina skulder bedöms vara permanent. Fallissemang är med andra ord ett bredare begrepp som i princip också innefattar konkurs. Konstaterade kreditförluster för banker är dock alltid förknippade med att låntagare försätts i konkurs; kreditförlustreserveringar för företag som har fallerat men sedan klarar sig undan konkurs återförs däremot (kommer in som vinstökande poster i resultaträkningen), vilket resulterar i att

Vi har valt dessa värden för CCF och LGD med utgångspunkt i Baselregelverkets *foundation IRB*-ansats, men de motsvarar inte alltid exakt vad de ska vara enligt Baselregelverket. Det beror dels på att det finns en mängd undantagsfall i *foundation*-ansatsen som vi inte tar hänsyn till, dels på att bankerna i vissa fall kan bestämma kapitaltäckningsparametrar med hjälp av interna modeller. Det är dock viktigt att komma ihåg att Baselregelverkets metod för skattningar av kapitaltäckningsparametrar inte är något facit i sig, utan en möjlig metod bland flera för att empiriskt uppskatta okända parametervärden. Eftersom det råder fundamental osäkerhet om vad de verkliga värdena för $LGD_{j,t}$ är – alltså exakt vilken andel av lån j i tidsperiod t som går förlorad om låntagaren går i konkurs – så behandlar vi LGD som ett explicit osäkerhetsmoment i den mikrodatabaserade ansatsen. När vi tillämpar ansatsen i praktiken gör vi därför känslighetsanalyser där vi testar hur de förväntade kreditförlusterna i scenarierna påverkas av alternativa LGD-antaganden.

Förväntade kreditförluster beräknas med utgångspunkt i KRITA-data

Vi beräknar förväntade kreditförluster med utgångspunkt i de lån som förekommer i KRITA-databasen. KRITA är Riksbankens kreditregister och innehåller detaljerade månatliga uppgifter om varje enskilt lån utgivet av de största monetära finansinstituten i Sverige, med undantag för lån till hushåll. För enkelhets skull kommer vi att referera till de monetära finansinstituten som banker, trots att de även inkluderar till exempel bostadsinstitut och finansbolag. Antalet rapporterade banker varierar något över tid. Per den sista december 2021 var antalet banker 18. Utlåningen från bankerna som rapporterar till KRITA täcker omkring 95 procent av banksektorns totala utlåning till alla sektorer förutom hushållssektorn, vilket innebär att KRITA ger en nästan heltäckande bild av bankernas företagsutlåning. På låntagarsidan inkluderar stresstesterna alla svenska icke-finansiella företag förutom bostadsrättsföreningar.

2.4 Steg 4: Beräkna totala kreditförluster

De totala kreditförlusterna beräknas genom att summera de förväntade förlusterna för varje enskilt lån

Det fjärde och sista steget i ansatsen går ut på att beräkna banksektorns totala förväntade kreditförluster i scenariot genom att summera upp de förväntade förlusterna på de enskilda lånen i låneportföljerna. Eftersom förväntade kreditförluster beräknas lån för lån kan banksektorns förluster i scenariot även summeras upp till andra nivåer. På så sätt kan man få en bild av hur de är fördelade

nettoförlusterna för dessa företag över tid hamnar på noll. I så måtto är den enda potentiella skillnaden mellan att utgå från fallissemang och konkurs i framåtblickande kreditförlustskattningar hur förlusterna på enskilda låntagare fördelar sig över tid. Detta motiverar att vi något slarvigt använder begreppen fallissemang/*default* och konkurs/*bankruptcy* synonymt här.

över olika låntagarkategorier, till exempel låntagarens industri, ålder eller geografiska hemvist.

När vi beräknar förväntade kreditförluster i ett scenario utgår vi från företagslåneportföljerna vid scenariots ingång och antar sedan att de är oförändrade under scenariots gång. Vi gör det för vi inte kan förutspå hur portföljerna kommer att utvecklas under scenariots gång. Detta innebär alltså att om ett scenario till exempel börjar i första kvartalet 2022 så beräknar vi förväntade kreditförluster för vart och ett av kvartalen i scenariot med utgångspunkt i de lån som fanns i respektive banks företagslåneportfölj per den sista december 2021. Antagandet att låneportföljerna är oförändrade under ett scenarios gång är vanligt i när man gör stresstester och brukar kallas för antagandet om statistiska balansräkningar (se till exempel EBA, 2020).

Vi kan alltså uttrycka banksektorns totala förväntade kreditförluster i tidsperiod t som $Förväntad\ förlust_t = \sum_j Förväntad\ förlust_{j,t}$.¹³ För att få fram de förväntade förlusterna för en specifik låntagarkategori k , till exempel kommersiella fastighetsbolag, summerar vi istället enbart lånen i den låntagarkategorin: $Förväntad\ förlust_{k,t} = \sum_{j \in k} Förväntad\ förlust_{j,t}$, där k betecknar den del av bankernas låneportföljer vid scenariots början som utgörs av lån till låntagarkategori k . Vi kan sedan räkna ut hur stor andel av bankernas totala förväntade kreditförluster som kommer från den låntagarkategorin med följande formel: $Förväntad\ förlust_{k,t} / Förväntad\ förlust_t$.

Det går i dagsläget inte att utvärdera ansatsens förmåga att förklara historiska kreditförluster på grund av databrist

Vi visade i avsnitt 2.1 ovan att konkursriskmodellen har en mycket god förmåga att förklara konkursutvecklingen i företagssektorn över tid. I slutändan är det dock inte företagskonkurser utan bankers *kreditförluster* som vår mikrodatabaserade ansats syftar till att fånga. Det vore därför önskvärt att utvärdera hur väl ansatsen klarar att förklara historiska kreditförlusters utveckling över tid på samma sätt som vi gjorde med konkursriskmodellen i avsnitt 2.1 ovan. Det är dessvärre inte möjligt, eftersom våra mikrodata på företagens lån inte täcker en tillräckligt lång tidsperiod. KRITA-databasen finns nämligen bara tillgänglig från 2019, vilket än så länge är för kort tid

¹³ Vi saknar bokslutsuppgifter för en del företag och kan därför inte beräkna konkursrisker för dem – och därmed inte heller förväntade förluster i scenarierna. Saknade bokslutsuppgifter beror vanligtvis på att företaget i fråga antingen inte är ett aktiebolag och därmed inte rapporterar bokslutsuppgifter till UC-databasen eller är nystartat och därför ännu inte har hunnit rapportera sitt första bokslut. Vi justerar för detta med utgångspunkt i antagandet att de förväntade kreditförlusterna procentuellt sett är lika stora i de delar av låneportföljerna där vi inte kan beräkna konkurssannolikheten för låntagaren som i resten av portföljerna. Justeringen görs på bank-sektornivå. Vi skalar alltså upp bank A:s förväntade förluster på utlåning till företag i sektor B genom att dividera de beräknade förlusterna med den andel av låneportföljen för vilken vi faktiskt kan beräkna förväntade förluster. Vi kan illustrera justeringen med ett hypotetiskt exempel: Om vi får fram att en banks förväntade förluster på utlåning till kommersiella fastigheter är en miljard kronor men vi bara kan beräkna konkurssannolikheter för 95 procent av bankens utlåningsvolym till kommersiella fastighetsföretag, så justerar vi de förväntade förlusterna så att de blir 1,05 miljarder kronor genom att dividera 1 med 0,95.

för att vi ska kunna göra en meningsfull utvärdering av ansatsens *in-sample fit* för kreditförluster på motsvarande sätt som vi gör för konkurser.

Det finns dock goda skäl att tro att ansatsen är träffsäker även när det gäller kreditförluster, eftersom konkursutvecklingen är den huvudsakliga drivande faktorn bakom bankers kreditförluster. Detta syns bland annat genom att konkursfrekvensen i företagssektorn och bankernas kreditförluster följer varandra tätt över tid. Träffsäkerhet gällande konkurser bör med andra ord innebära träffsäkerhet även gällande kreditförluster. Med det sagt så kommer vi att utvärdera ansatsens förmåga att förklara kreditförluster historiskt så snart vi har en tillräckligt lång tidsdimension i KRITA-databasen för att kunna göra detta på ett meningsfullt sätt.

3 Sammanfattning och reflektioner inför framtiden

Den mikrodatabaserade ansats för stresstester av bankers kreditförluster som vi har beskrivit i detta staff memo är komplett i så måtto att den redan nu har allt som krävs för att kunna användas till stresstester i praktiken. Detta innebär dock inte att vi betraktar ansatsen som färdigutvecklad – tvärtom ser vi stor potential för att förbättra och vidareutveckla den genom att bygga vidare på det som har presenterats i detta staff memo.

Mer specifikt ser vi åtminstone fem områden där det går att utveckla och förbättra den mikrodatabaserade ansatsen för stresstester av bankers kreditförluster.

1. Utveckla en mikrodatabaserad ansats för stresstester av bankers kreditförluster på hushållsutlåning.

Utlåningen till svenska icke-finansiella företag utgör omkring 20–25 procent av bankkoncernernas totala utlåningsvolym. Resten utgörs av utlåning till svenska hushåll samt till utländska företag och hushåll. Vår mikrodatabaserade ansats täcker alltså en relativt liten del av bankernas låneportföljer och det är därför angeläget att i framtiden inkorporera även hushållsutlåning i den. I dagsläget är det inte möjligt på grund av att det inte finns mikrodata på hushållens tillgångar och skulder som vi kan använda. Skulle sådana data bli tillgängliga i framtiden är ett prioriterat område att utveckla en mikrodatabaserad ansats för stresstester av hushållsutlåning.

2. Inkorporera utländsk företagsutlåning i den mikrodatabaserade ansatsen.

För att täcka en ännu större andel av bankernas låneportföljer vore det önskvärt att även inkorporera de lån bankerna ger ut till utländska företag. Detta skulle kräva tillgång till företagsmikrodata för de övriga länder som de svenska bankerna har verksamhet i. Sådana data existerar men i dagsläget har vi inte tillgång till dem. Det vore också önskvärt att kunna inkludera utlåning till utländska hushåll, men det är i

praktiken omöjligt eftersom relevanta hushållsmikrodata bara existerar för ett fåtal länder och tillgången till sådana data alltid är kraftigt begränsad.

3. Utveckla en separat konkursriskmodell för fastighetssektorn.

Lån till fastighetsbolag utgör omkring hälften av utlåningsvolymen till svenska icke-finansiella företag och är därmed den enskilt överlägset viktigaste låntagarkategorin hos svenska banker. Det vore därför motiverat att utveckla en skräddarsydd konkursriskmodell för fastighetsbolag som bättre kan fånga de specifika risker som dessa företag står inför.

4. Ta fram egna, empiriskt grundade LGD-skattningar.

En svaghet i den nuvarande utformningen av den mikrodatabaserade ansatsen är att värdena för loss given default, alltså andelen av ett lån som bedöms gå förlorat om låntagaren går i konkurs, inte är empiriskt grundade, utan satta till 45 procent för alla företag. Som vi beskriver ovan hanterar vi denna svaghet genom att explicit betrakta LGD-värdena som ett osäkerhetsmoment och genomför känslighetsanalyser i stresstesterna där vi prövar hur de förväntade kreditförlusterna påverkas av alternativa LGD-antaganden. Ett potentiellt bättre angreppssätt vore att ta fram egna, empiriskt grundade LGD-skattningar, vilket skulle vara tidskrävande men i princip genomförbart tack vare de olika bankdataset som finns tillgängliga på Riksbanken.

5. Använd koncerndata istället för företagsdata i den mikrodatabaserade ansatsen.

Konkursriskmodellen skattas i dag med data på företagsnivå, där ett företag definieras av ett specifikt organisationsnummer. Många svenska företag är dock organiserade i koncerner och för många koncerner är det mer relevant att betrakta de bolag som ingår i dem som ett och samma företag, snarare än som ett antal separata företag. En potentiell förbättring av ansatsen vore därför att kunna använda koncerner som analysenhet – alltså att skatta konkursriskmodellen och beräkna förväntade kreditförluster för koncerner snarare än enskilda företag. Detta är särskilt relevant för fastighetssektorn där en koncern kan bestå av hundratals olika dotterbolag som i ekonomisk mening ändå utgör ett och samma företag. För att gå över till en koncernbaserad konkursriskmodell krävs att vi samlar in bokslutsdata på koncernnivå, vilket vi inte har tillgång till i dag.

Referenser

Bernanke, B. (1983). "Non-Monetary Effects of the Financial Crisis in the Propagation of the Great Depression." *American Economic Review*, 73(3): 257–276.

Buncic, D., Li, J., van Santen, P., Wallin, P. och Winstrand, J. (2019). "Riksbankens metod för stresstest av bankers kapital". Staff memo, Sveriges riksbank.

EBA (2020). "2021 EU-Wide Stress Test". Methodological note, European Banking Authority.

Jacobson, T., Lindé, J. and Roszbach, K. (2013). "Firm Default and Aggregate Fluctuations". *Journal of the European Economic Association*, 11: 945–972.



SVERIGES RIKSBANK

Tel 08 - 787 00 00

registratorn@riksbank.se

www.riksbank.se

PRODUKTION SVERIGES RIKSBANK