

Influential Article Review - Examining the Nature of German Retail and Commercial Customers

Ivan Edwards

Elena Conner

Kyle Dennis

This paper examines retail. We present insights from a highly influential paper. Here are the highlights from this paper: Based on a unique data set of 909 defaulted retail and commercial (self-employed and SMEs) credit customers in Germany, whose original loans were made by 123 different banks, our article confirms a significant positive influence of collateral, and of amicable agreements between the debtor and the bank (redemption), on the recovery rate [1 – loss given default (LGD)]. In a further analysis of collateral, systematic biases between the realized market price and the expected market values of real estate are revealed, even though the appraisal reports should have already considered all factors influencing the value. Using valuations that were adjusted for these recognized biases, we can increase the explanatory power of the underlying models. Moreover, we compare these models to models that apply, as is common practice in the banking industry, flat haircuts to collateral values and show the superior performance of our proposed approach. For our overseas readers, we then present the insights from this paper in Spanish, French, Portuguese, and German.

Keywords: Redemption, Collateral in real estate, Recovery rate, Bank loans, Basel II

SUMMARY

- Previously, academic research as well as banking practice have focused on models and methods to estimate the probability of default. Well-founded results for the recovery rate are still rare, although their number has increased in recent years. Banks seeking the transition to advanced IRB approaches must demonstrate that they have the appropriate internal models to estimate the recovery rate. To keep the effort of collecting and processing data as small as possible, results from academic studies could provide essential insights for identifying the important factors influencing the recovery rate. However, the greater part of the empirical research is based on US and UK banking data. These results cannot be, or can only to a limited extent, transferred to Germany because of differences in the collateral and in the legal systems.
- This article provides empirical evidence for the drivers of the recovery rate for retail and commercial customers in Germany, based on a data set of 909 defaulting customers from exactly this market segment whose original loans were with 123 different banks. We can confirm a positive relationship between the collateralization ratio as well as the type of workout-process and the

recovery rate. The proceeds ratio, that is, the relation between the realized market price and the expected market value, is only 78 % on average. This result is surprising because the valuation in the form of the market value should already have included all the factors influencing the value. A multivariate analysis of the proceeds ratio shows that, among others, the condition of the property is not considered appropriately in the value derived from the appraisal reports. The same is the case for the attractiveness of the property's location. To approximate a location's attractiveness, we were able to use a postal code-based index depending on the property type. Subsequently, we developed a prediction model for the proceeds ratio to eliminate the identified systematic bias in the market value. In this way, the present article goes beyond previous studies.

- Therefore, we can conclude that our models that use the correction parameter outperform the unadjusted models and the flat haircut models. Second, some of the control variables for retail customers lose their previously significant influence. The combined analysis at the borrower and collateral levels should, therefore, be a crucial part of the analysis of factors influencing the recovery rate in future empirical studies.
- Our results make an important contribution to further academic research. On the one hand, the analysis should be applied separately for every customer group because single variables could function in diametrically opposite ways. On the other hand, factors influencing the recovery rate that were identified in other studies, could be caused by the biased valuation of the collateral. Future studies should, therefore, not consider the value of the collateral as a given.

HIGHLY INFLUENTIAL ARTICLE

We used the following article as a basis of our evaluation:

Ingermann, P.-H., Hesse, F., B elorgey, C., & Pfungsten, A. (2016). The recovery rate for retail and commercial customers in Germany: A look at collateral and its adjusted market values. *Business Research*, 9(2), 179–228.

This is the link to the publisher's website:

<https://link.springer.com/article/10.1007/s40685-016-0028-5>

INTRODUCTION

The probability of default (PD) and the recovery rate [$1 - \text{loss given default (LGD)}$] are the key parameters for risk-adjusted pricing of loans in the context of Basel II. The recovery rate relates the proceeds and costs from realization to the outstanding amount at the time of default [exposure at default (EAD)]. For internal risk management purposes, the recovery rate, the PD, the EAD, and their correlations are included in the calculation of expected and unexpected losses of the credit portfolio, and thereby influence the calculation of the value at risk (VaR) as well as (future) credit terms. Therefore, a bank's internal risk management has to develop a model that allows an accurate estimate of the recovery rate. A precise estimate, on one hand, can generate a competitive advantage and, on the other, can reduce problems arising from adverse selection due to small differences in loan spreads (e.g., G urtler and Hibbeln 2013). Moreover, banks that prove to have appropriate internal models for predicting the recovery rate are allowed to use advanced internal rating based (IRB) approaches. These approaches can result in reduced capital requirements. Hence, a detailed estimate of the recovery rate is beneficial from a regulatory perspective as well.

While several prior studies analyze recovery rates for corporate bonds (e.g., Altman 1989; Renault and Scaillet 2004; Altman et al. 2005), the body of literature concerning bank loan recovery rates has been growing rapidly in recent years. The better data availability means that a large proportion of the literature examines the corporate sector (e.g., Franks et al. 2004; Grunert and Weber 2009). Literature on the recovery

rate for retail customers and SMEs is also growing steadily. Our work contributes to this strand of literature in multiple ways.

First, we fill a gap in recovery rate research in Germany. While a few German studies analyze corporate customers (e.g., Grunert 2005; Grunert and Volk 2008; Grunert and Weber 2009; Franks et al. 2004), only one study so far (Gürtler and Hibbeln 2013) has analyzed a sample of loans to retail and commercial customers. However, the focus of Gürtler and Hibbeln (2013) lies in the field of consumer loans, with an average EAD of EUR 9665 in their sample. Although the German banking system is, in terms of total assets, among the largest in the world, a study of SME loans, as well as a study of larger retail loans (not consumer loans), is missing so far. Our study is also linked to the body of literature on the recovery rate of real estate loans (see, e.g., Calem and LaCour-Little 2004; Qi and Yang 2009; Leow and Mues 2012; Tong et al. 2013; Park and Bang 2014). A study for Germany that predominantly analyzes real estate loans is also missing so far. Loans to retail customers and SMEs are of particularly high importance in Germany, since more than 50 % of the total loan volume is granted to this specific customer group (Deutsche Bundesbank 2014). Our results confirm the intuitive expectation of a positive influence of collateral on the recovery rate for retail and commercial customers. A major fraction of the variance of the recovery rates is explained by our models, which is mainly caused by the fact that collateral in real estate (the predominant collateral in our data set) usually carries a high fundamental value. Furthermore, our results demonstrate that in 40 % of the cases an amicable agreement (redemption) between the bank and the debtor can be found. A positive influence on the recovery rate can be shown for cases in which an amicable agreement can be achieved.

Secondly, the existing studies on recovery rates usually use data from just one bank (e.g., Dermine and Neto de Carvalho 2006; Grunert and Weber 2009; Leow and Mues 2012; Zhang and Thomas 2012; Tong et al. 2012, 2013), which raises the issue of the generality of the empirical results. Our data set comes from BAG, a bank that specializes in the acquisition of non-performing loans. Therefore, we can analyze a sample of 909 defaulting loans that were made by 123 different banks, and our findings are not driven by the particular actions of a single bank.

Thirdly, other studies have also been able to prove the intuitive view that recovery rates are significantly higher if loans are collateralized (e.g., Thorburn 2000; Grunert and Weber 2009; Qi and Yang 2009; Bastos 2010; Gürtler and Hibbeln 2013). However, most recovery rate studies consider the collateral value as given (exceptions are, for example, Jokivuolle and Peura 2003; Somers and Whittaker 2007; Leow and Mues 2012). We take a closer look at the valuation of collateral itself and, in particular, at the valuation of collateral in real estate. A couple of studies for the German market analyze the proceeds ratio of collateral (realized proceeds divided by the fundamental value of the collateral assumed by the bank) (Franks et al. 2004; Schaaff 2009; Grunert 2010). These studies show that the realized proceeds are, on average, smaller than the original valuation of the collateral. Our results confirm these earlier findings. For the originating bank, the valuation (market value) of the collateral in real estate is based on the appraisal report, which is a proxy for the expected selling price. Since the appraisal report should consider all possible factors that have an influence on the property value, the realized selling price should not differ systematically from the expected value. For the first time in recovery rate research, our method uses an index based on postal codes to measure the attractiveness of a property's location and to arrange for the finest possible discrimination between different locations and property types. We demonstrate that the condition as well as the location of the property, even on average, is not adequately considered in the appraisal reports. To correct for this systematic bias, we develop a model to predict the proceeds ratio to eliminate the bias in the valuation of properties.

Fourthly, banks commonly apply a flat haircut to the collateral value. For collateral in real estate, this haircut ranges between 10 and 40 % in Germany (see, e.g., Grunert and Weber 2009; Bruhn 2009; Pfnür 2011). Hence, we apply flat haircuts to the collateral values to adjust the collateralization ratios and explain the recovery rate again. In comparison to the flat haircuts, we use predicted proceeds ratios to adjust the market value of real estate. We thereby obtain an adjusted collateralization ratio that can also be used to explain the recovery rate. Both adjustments of the collateralization ratios considerably increase the explanatory power of the original model, whereas the haircut models perform worse in terms of explanatory power in comparison to the models using model-adjusted collateralization ratios.

Furthermore, the validity of our results can be demonstrated using various out-of-sample tests. Our findings indicate that the combined analysis of the collateral and borrower levels should be an important part of the analysis of factors influencing the recovery rate in future empirical studies.

Our study provides valuable insights into the practice of banking with regard to the design of adequate models and provides optimization advice with respect to the collection and processing of data. The results are of particular importance for small and medium-sized banks, such as savings banks and cooperative banks. The customer segment analyzed here is the core clientele for these businesses. And banks, because of their size, often do not have the appropriate number of cases to perform a comparable analysis.

Our paper is structured as follows. In Sect. 3, we derive our research hypotheses and present the data set. Then, we analyze our hypotheses using bivariate and multivariate analyses in Sect. 4. Afterwards, we check the valuation of collateral in real estate for systematic biases. In Sect. 5, we correct for the recognized biases and use the adjusted collateralization ratios for a new approach to explaining the recovery rate. Section 6 summarizes the results.

CONCLUSION

Previously, academic research as well as banking practice have focused on models and methods to estimate the probability of default (PD). Well-founded results for the recovery rate are still rare, although their number has increased in recent years. Banks seeking the transition to advanced IRB approaches have to demonstrate that they have the appropriate internal models to estimate the recovery rate. To keep the effort of collecting and processing data as small as possible, results from academic studies could provide essential insights for identifying the important factors influencing the recovery rate. However, the greater part of the empirical research is based on US and UK banking data. These results cannot be, or can only to a limited extent, transferred to Germany because of differences in the collateral and in the legal systems.

This article provides empirical evidence for the drivers of the recovery rate for retail and commercial customers in Germany, based on a data set of 909 defaulting customers from exactly this market segment whose original loans were with 123 different banks. We are able to confirm a positive relationship between the collateralization ratio as well as the type of workout-process and the recovery rate. Furthermore, we demonstrate the important role of redemption in the processing of problematic loans, because an amicable agreement with an already defaulting customer was achieved in 40 % of the cases. As to the two customer groups (retail and commercial), it becomes obvious that a separate analysis is necessary, because there are diametrically opposite effects for some of the control variables (e.g., the EAD). In total, our model is able to explain 63 and 67 %, respectively, of the variance of the customers' recovery rates measured with the adjusted R², although it seems likely that this result is merely based on the collateral in real estate.

Because of the major influence of collateral based on real estate, we analyzed the valuation of the properties included in the data set in more detail. The proceeds ratio, that is, the relation between the realized market price and the expected market value, is only 78 % on average. This result is surprising because the valuation in the form of the (expected) market value should already have included all the factors influencing the value. A multivariate analysis of the proceeds ratio shows that, among others, the condition of the property is not considered appropriately in the value derived from the appraisal reports. The same is the case for the attractiveness of the property's location. To approximate a location's attractiveness, we were able to use a postal code-based index depending on the property type. Subsequently, we developed a prediction model for the proceeds ratio to eliminate the identified systematic bias in the market value. In this way, the present article goes beyond previous studies.

In a next step, we use the predicted proceeds ratio to adjust the market value of real estate. We thereby obtain an adjusted collateralization ratio and then create additional adjusted collateralization ratios by applying, in accordance with common banking practice, flat haircuts of 20 and 30 % to the collateral in real estate. The new analysis of the recovery rate provides several new insights. First, the models' explanatory power can be increased by adjusting by the recognized biases and using the adjusted collateralization ratio. This is confirmed by a (partially) out-of-sample test. Therefore, we can conclude that our models that use the correction parameter outperform the unadjusted models and the flat haircut models. Second, some of

the control variables for retail customers lose their previously significant influence. The combined analysis at the borrower and collateral levels should, therefore, be a crucial part of the analysis of factors influencing the recovery rate in future empirical studies.

Our results make an important contribution to further academic research. On the one hand, the analysis should be applied separately for every customer group because single variables could function in diametrically opposite ways. On the other hand, factors influencing the recovery rate that were identified in other studies (in particular for retail customers), could be caused by the biased valuation of the collateral. Future studies should, therefore, not consider the value of the collateral as a given. Additionally, the banks should review their current practice of flat haircuts and should instead apply adjustments of the collateral value depending on the associated attributes of the collateral as presented in our study. Moreover, the final model is able to explain a large fraction of the recovery rate's variance (adjusted R2 equals approximately 70–77 %) and is able to identify the collateralization ratio as the essential driver of the recovery rate. Therefore, the banking practice should concentrate on the collateralization ratio and its unbiased form. To allow a systematic analysis of the collateralization ratio, the collection and processing of data should focus on the creation of databases for real estate collateral upon which there have been defaults.

APPENDIX

FIGURE 1
INCLUSION OF CASES IN THE BORROWER AND COLLATERAL LEVELS

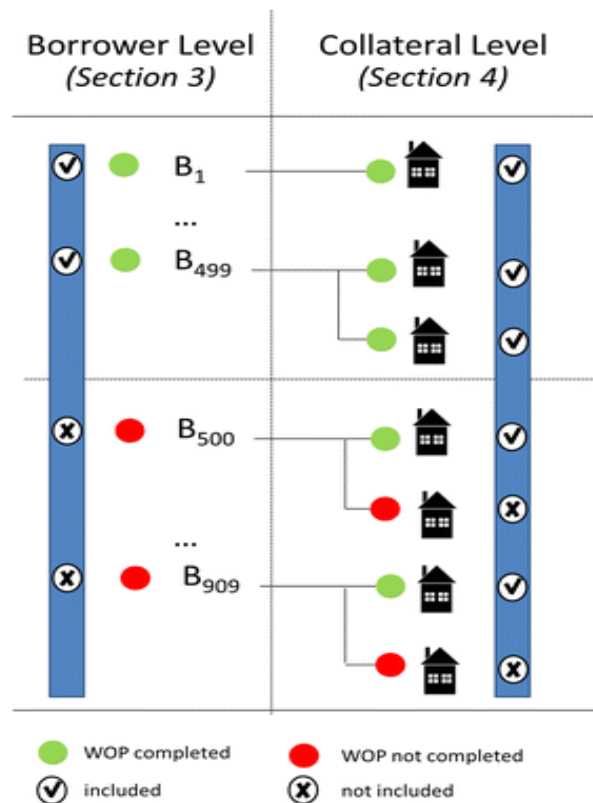


FIGURE 2
HISTOGRAMS OF REALIZED RECOVERY RATES

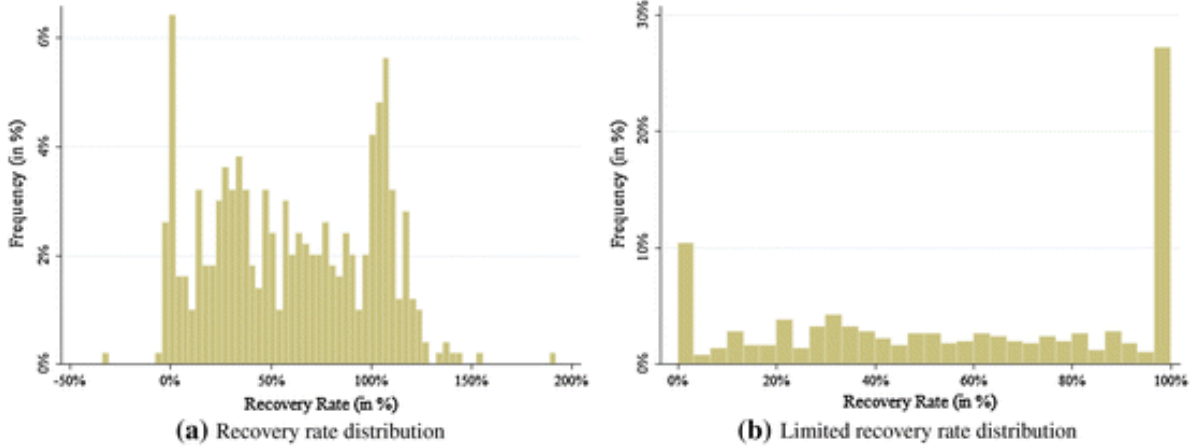


FIGURE 3
FREQUENCY DISTRIBUTION OF COLLATERALIZATION RATIO

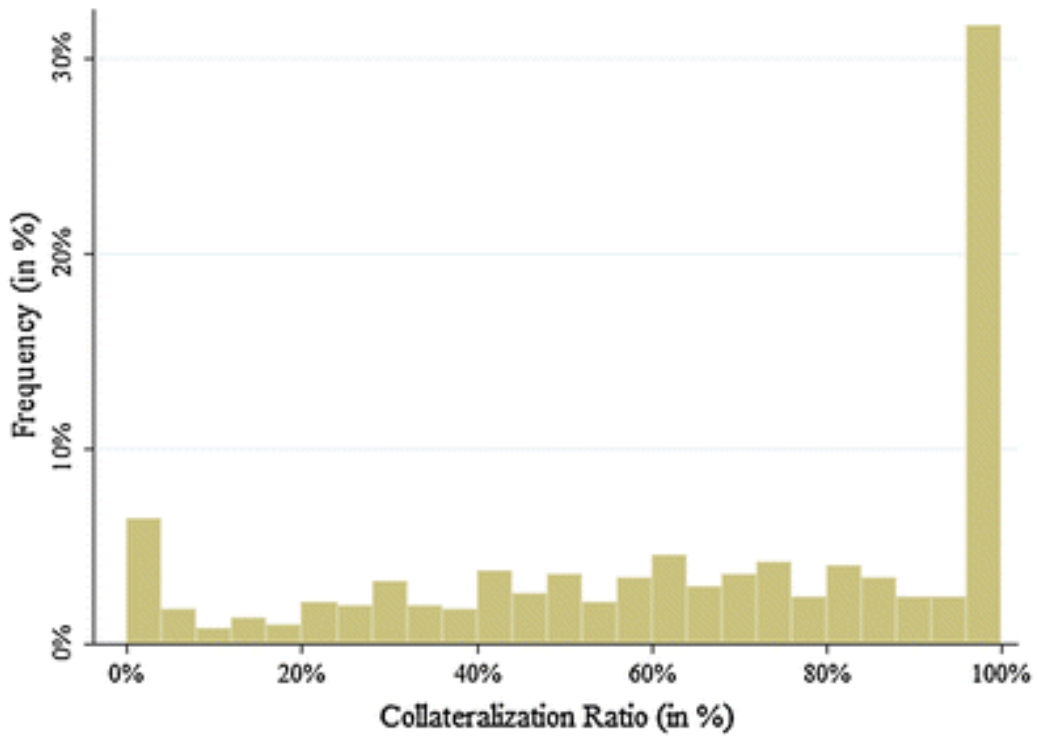


FIGURE 4
DISTRIBUTION OF DIFFERENCE (DIF) DEPENDENT ON THE WORKOUT TYPE

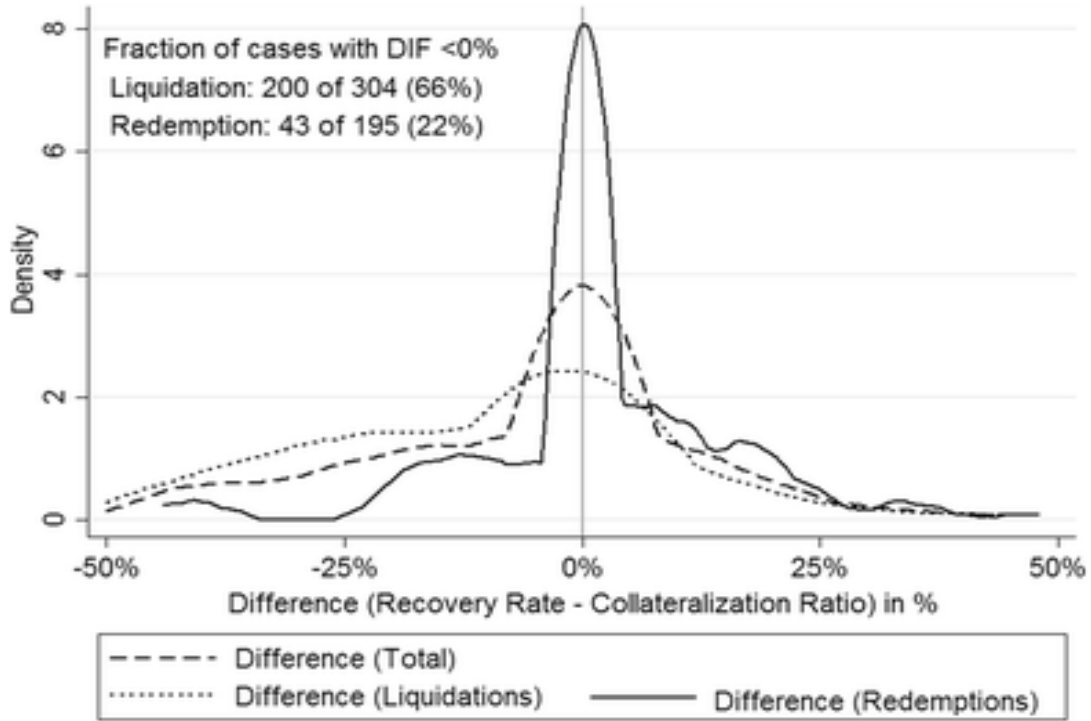


FIGURE 5
 SCATTER PLOTS OF DIFFERENCE (DIF) DEPENDENT ON THE EXPOSURE AT DEFAULT (EAD^{LN})

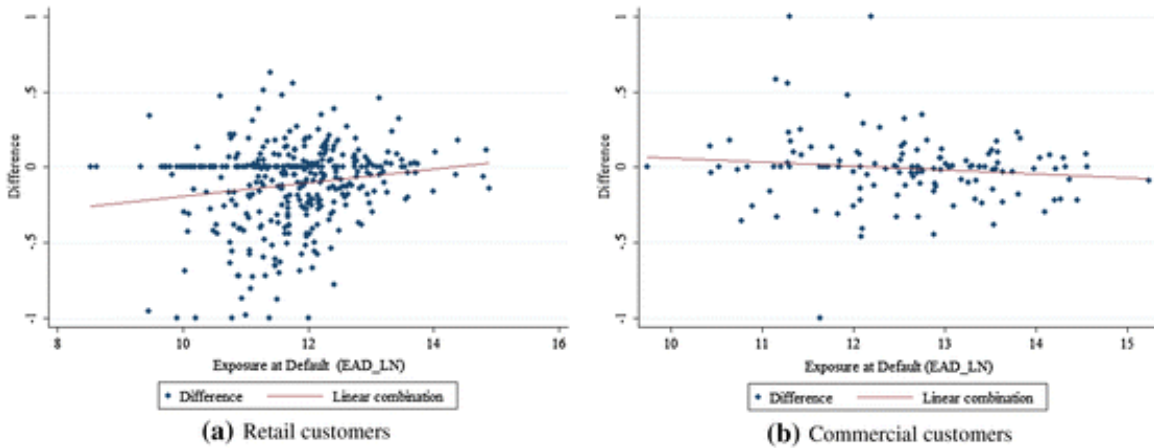


FIGURE 6
 BORROWER AND COLLATERAL LEVELS

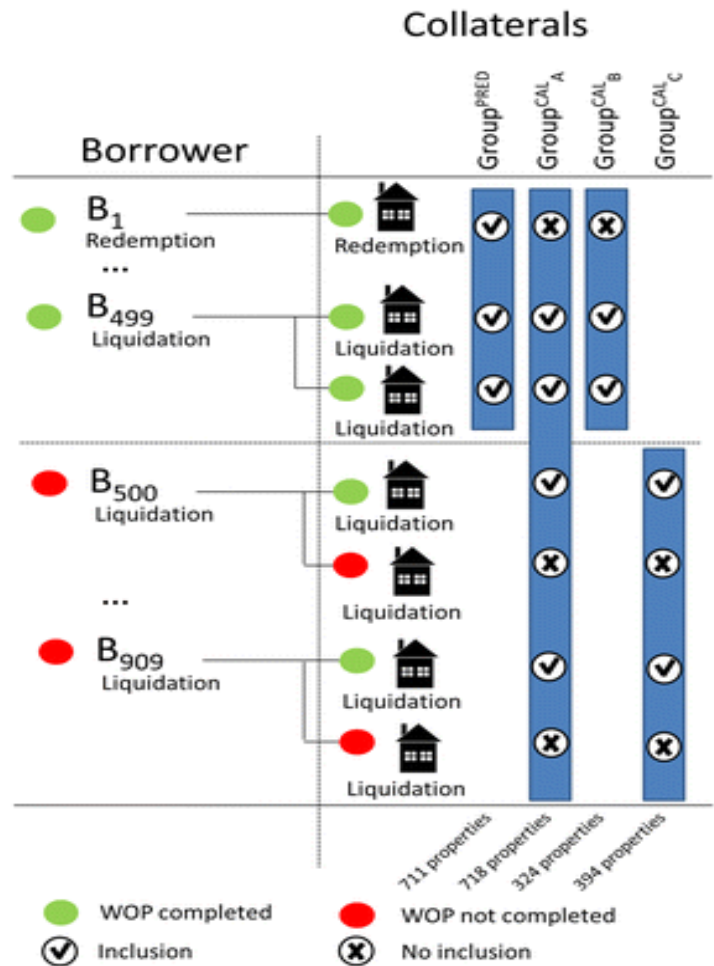


FIGURE 7
FREQUENCY DISTRIBUTIONS OF ADJUSTED COLLATERALIZATION RATIOS

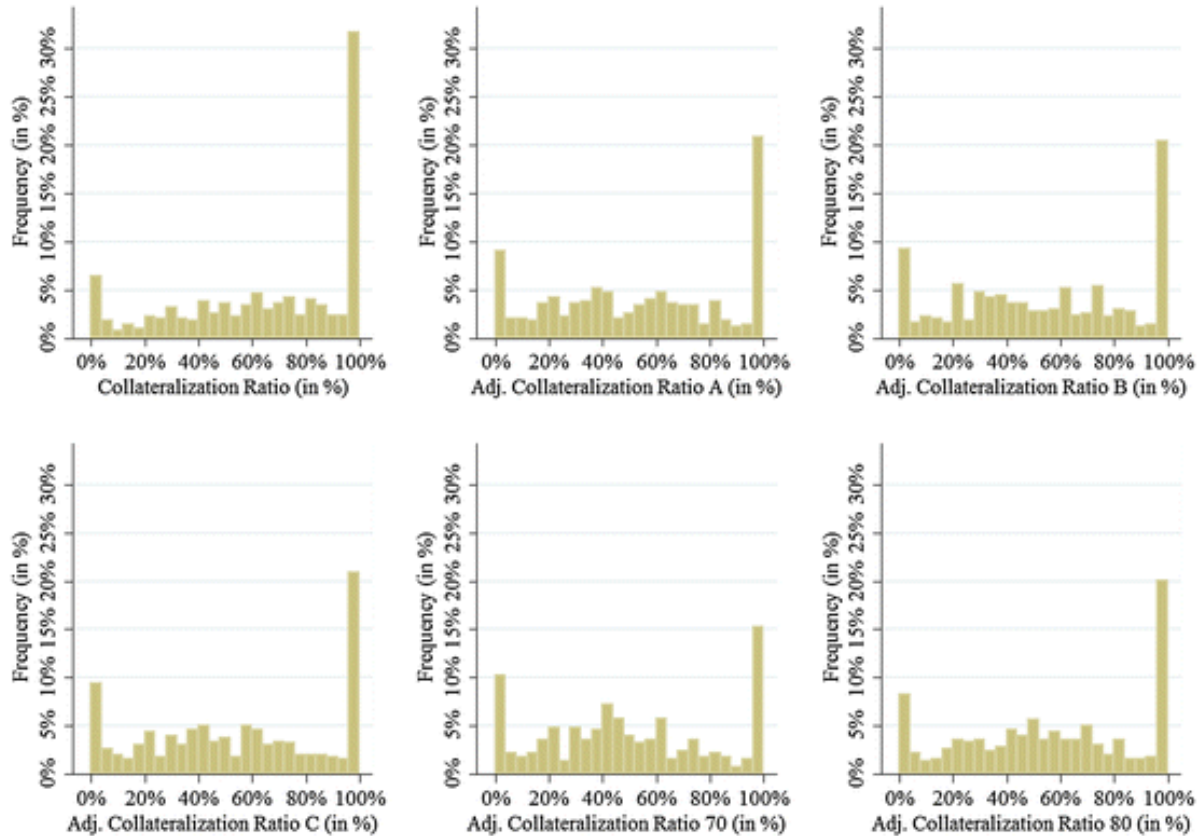


TABLE 1
DESCRIPTIVE STATISTICS ON THE BORROWER LEVEL

Variable	Description	Mean	Median	Min.	Max.	σ	N
Metric							
RR	Recovery rate	0.58	0.59	0	1	0.36	499
CR	Collateralization ratio	0.66	0.73	0	1	0.32	499
COL	Number of additional pieces of collateral not recognized on a value basis	1.68	1	0	14	2.18	499
$CV^{\text{real estate}}$	Collateral value of real estate (in thousand EUR)	160	79	0	2621	289	491
CV^{deposit}	Collateral value of deposits (in thousand EUR)	41	20	2	404	63	60
EAD	Exposure at default (in thousand EUR)	286	158	5	4110	413	499
WOP	Length of workout-process (in months)	31.5	30	4	69	12.2	499
Variable	Description	Number of realisations		\emptyset RR		Wilcoxon rank sum test	
		0	1	0	1	Significance	(p-value)
Binary							
RED	= 1, if redemption was settled	304	195	0.42	0.82	***	0.0000
BT	= 1, if customer is commercial	368	131	0.58	0.57		0.6560
INS	= 1, if customer is bankrupt	412	87	0.61	0.40	***	0.0000

***, **, * indicates a 1, 5 and 10 % confidence level using the Wilcoxon rank sum test

TABLE 2
DEFAULT YEARS AND RECOVERY RATES

Default year	Full sample		Retail customers			Commercial customers		
	N	Ø RR	N	Fraction (%)	Ø RR	N	Fraction (%)	Ø RR
2005	143	0.71	102	71.3	0.72	41	28.7	0.67
2006	35	0.45	16	45.7	0.40	19	54.3	0.48
2007	244	0.52	192	78.7	0.51	52	21.3	0.53
2008	64	0.59	46	71.9	0.60	18	28.1	0.55
2009	12	0.57	11	91.7	0.58	1	8.3	0.46
2010	1	0.85	1	100.0	0.85	0	0.0	-

**TABLE 3
COMPARISON OF RETAIL AND COMMERCIAL CUSTOMERS**

Borrower type	Quantity	Ø CR	Ø COL	Fraction of RED (%)	Ø EAD (in thousand EUR)	Ø WOP	Ø RR
Retail customer	368	0.70	1.20	39	213	30.72	0.58
Commercial customer	131	0.58	3.00	38	490	33.60	0.57

**TABLE 4
FRACTIONAL LOGIT REGRESSION WITH THE RECOVERY RATE AS DEPENDENT
VARIABLE**

Variable	Model (1) Recovery rate std. coefficient (standard error)	Model (2a) Recovery rate std. coefficient (standard error)	Model (2b) Recovery rate std. coefficient (standard error)
H1			
CR	0.6291*** (0.212)	0.6040*** (0.297)	0.7150*** (0.428)
H2			
COL	0.0368 (0.036)	0.0427 (0.045)	0.0523 (0.045)
H3			
RED	0.3813*** (0.134)	0.4286*** (0.147)	0.2982*** (0.268)
Control variables			
EAD ^{LN}	0.0277 (0.070)	0.1002** (0.080)	-0.1494** (0.108)
WOP	0.0062 (0.005)	-0.0292 (0.007)	0.0130 (0.011)
BT	0.0691** (0.134)		
INS	-0.0689** (0.161)	-0.0757* (0.202)	-0.0019 (0.198)
GDP	-0.0359 (0.038)	-0.0386 (0.362)	0.0289 (0.061)
UER	0.0828 (0.073)	0.0624 (0.073)	0.1495* (0.106)
Constant	-4.0712*** (1.007)	-5.3583*** (1.224)	-1.0187 (1.485)
Observations	499	368	131
AIC	0.7994	0.7989	0.8838
BIC	-2893.48	-2013.36	-563.08
Mc Fadden R^2	0.3304	0.3411	0.3348
R^2	0.6324	0.6350	0.6925
Adj. R^2	0.6256	0.6268	0.6724
Wald test (p -value)	467.95 (0.000)	390.85 (0.000)	273.84 (0.000)

***, **, * indicates a 1, 5 and 10 % confidence level. The robust standard errors that are clustered for the originating bank are given in brackets

TABLE 5
COLLATERALIZATION RATIO, REDEMPTIONS AND DIFFERENCES DEPENDENT ON
THE STATUS OF BANKRUPTCY AS WELL AS THE BORROWER TYPE

Borrower type	Status of bankruptcy	$\bar{\varnothing}$ CR	Fraction of RED (%)	DIF-points (%)
Commercial customer	0	0.58	42.72	0.0033
	1	0.56	21.43	-0.0468
Retail customer	0	0.72	45.95	-0.0895
	1	0.59	5.08	-0.2488

TABLE 6
DESCRIPTIVE STATISTICS ON THE COLLATERAL LEVEL

Variable	Description	Mean	Median	Min.	Max.	σ	<i>N</i>
PR	Proceeds ratio	0.78	0.74	0	3.13	0.37	718
MV	Market value of real estate (in thousand EUR)	200	122	3	4441	326	718
Location	Index value for a property's location	0.94	0.86	0.40	2.82	0.35	718

Variable	Description	Number of realizations		$\bar{\varnothing}$ PR of realizations		Wilcoxon rank sum test	
		0	1	0	1	Significance	(<i>p</i> -value)
Report							
BANK	= 1, if report from bank	518	200	0.78	0.77		0.3800
COURT	= 1, if report from court	580	138	0.83	0.57	***	0.0000
BAG	= 1, if report from BAG	338	380	0.69	0.86	***	0.0000
Condition							
CONDITION ^{WITHOUT}	= 1, if condition cannot be ascertained	438	280	0.77	0.79		0.5226
CONDITION ^{NORMAL}	= 1, if backlog of repair ratio at most 25 %	450	268	0.74	0.84	***	0.0000
CONDITION ^{BAD}	= 1, if backlog of repair ratio more than 25 %	548	170	0.81	0.67	***	0.0000
Type of property							
APH	= 1, if apartment house	618	100	0.78	0.79		0.8410
COMPROP	= 1, if commercial property	442	276	0.77	0.80		0.5763
SFH	= 1, if single-family home	519	199	0.78	0.78		0.8558
CONDO	= 1, if condominium	575	143	0.79	0.74		0.2900
FO	= 1, if sold through foreclosure auction	248	470	0.92	0.71	***	0.0000

***, **, * indicates a 1, 5 and 10 % confidence level using the Wilcoxon rank sum test

TABLE 7
RESULTS OF TOBIT ESTIMATION WITH PROCEEDS RATIO AS DEPENDENT VARIABLE

Variable	Model (3)
	Proceeds ratio marginal effect (standard error)
BANK	-0.1300*** (0.033)
COURT	-0.2537*** (0.031)
MV ^{LN}	-0.0433** (0.017)
Condition ^{NORMAL}	-0.0285 (0.031)
Condition ^{BAD}	-0.1319*** (0.033)
LOCATION	0.2420*** (0.043)
APH	-0.0442 (0.043)
CONDO	-0.0902** (0.039)
SFH	0.0002 (0.032)
FO	-0.1691*** (0.026)
GDP	-0.0153** (0.007)
UER	0.0266** (0.011)
Constant	1.1019*** (0.220)
Observations	718
Pseudo R^2	0.3068

***, **, * indicates a 1, 5 and 10 % confidence level. The robust standard errors are given in brackets

TABLE 8
TOBIT REGRESSION WITH PROCEEDS RATIO AS DEPENDENT VARIABLE

Variable	Model (4)	Model (5)	Model (6)
	Proceeds ratio marginal effect (standard error)	Proceeds ratio marginal effect (standard error)	Proceeds ratio marginal effect (standard error)
BANK	-0.1042*** (0.0327)		-0.1680*** (0.0437)
COURT	-0.2749*** (0.0280)	-0.2455*** (0.0347)	-0.2666*** (0.0404)
MV ^{LN}	-0.0398** (0.0170)	-0.0560* (0.0294)	
Condition ^{NORMAL}			
Condition ^{BAD}	-0.1416*** (0.0285)	-0.1647*** (0.0406)	-0.1138*** (0.0419)
Location	0.2562*** (0.0417)	0.3103*** (0.0723)	0.1453*** (0.0432)
APH			-0.1001** (0.0464)
CONDO	-0.0986*** (0.0326)	-0.1048** (0.0505)	-0.0807** (0.0372)
SFH			
Constant	1.1347*** (0.1997)	1.2458*** (0.3351)	0.7881*** (0.0523)
Observations	718	324	394
Pseudo R^2	0.2135	0.2877	0.1900

In Model (4), (5), and (6), the estimation of the coefficients is based on groupCALA, groupCALB, and groupCALC, respectively. ***, **, * indicates a 1, 5 and 10 % confidence level. The robust standard errors are given in brackets

TABLE 9
DESCRIPTIVE STATISTICS OF ADJUSTED COLLATERALIZATION RATIOS

Variable	Full sample				Retail customers				Commercial customers			
	Mean	Median	σ	<i>N</i>	Mean	Median	σ	<i>N</i>	Mean	Median	σ	<i>N</i>
CR	0.66	0.73	0.32	499	0.70	0.77	0.31	368	0.58	0.59	0.34	131
CR _A	0.55	0.55	0.33	499	0.57	0.59	0.33	368	0.48	0.46	0.34	131
CR _B	0.55	0.55	0.33	499	0.57	0.60	0.33	368	0.49	0.46	0.34	131
CR _C	0.55	0.55	0.33	499	0.57	0.57	0.33	368	0.49	0.47	0.34	131
CR ₇₀	0.50	0.47	0.32	499	0.52	0.50	0.31	368	0.43	0.40	0.32	131
CR ₈₀	0.56	0.56	0.32	499	0.59	0.60	0.31	368	0.48	0.47	0.34	131

TABLE 10
DEGREES OF PREFERENCE ACCORDING TO RAFTERY (1995)

Absolute difference	Degree of preference
0-2	Weak
2-6	Positive
6-10	Strong
>10	Very strong

TABLE 11
FRACTIONAL LOGIT REGRESSION WITH RECOVERY RATE AS DEPENDENT
VARIABLE FOR THE UNADJUSTED COLLATERALIZATION RATIO [MODELS (2)] AS
WELL AS THE FIVE ADJUSTED COLLATERALIZATION RATIOS [MODELS (7)– (11)]

Variable	Recovery rate std. coefficient (standard error)											
	Model (2a)	Model (2b)	Model (7a)	Model (7b)	Model (8a)	Model (8b)	Model (9a)	Model (9b)	Model (10a)	Model (10b)	Model (11a)	Model (11b)
H1												
CR	0.6040*** (0.297)	0.7150*** (0.428)										
CR _A			0.7535*** (0.318)	0.8451*** (0.305)								
CR _B					0.7478*** (0.299)	0.8720*** (0.342)						
CR _C							0.7215*** (0.299)	0.8388*** (0.306)				
CR ₇₀									0.6492*** (0.284)	0.8084*** (0.360)		
CR ₉₀											0.6380*** (0.289)	0.8041*** (0.374)
H2												
COL	0.0427 (0.045)	0.0523 (0.045)	0.0610 (0.050)	0.0589 (0.034)	0.0534 (0.048)	0.0526 (0.042)	0.0723* (0.050)	0.0622 (0.039)	0.0422 (0.045)	0.0499 (0.046)	0.0443 (0.045)	0.0481 (0.046)
H3												
RED	0.4286*** (0.147)	0.2982*** (0.268)	0.3532*** (0.141)	0.2784*** (0.279)	0.3521*** (0.152)	0.2488*** (0.259)	0.3733*** (0.154)	0.2844*** (0.272)	0.4658*** (0.164)	0.3289*** (0.307)	0.4368*** (0.154)	0.3126*** (0.300)
Control variables												
EAD ^{LN}	0.1002** (0.080)	-0.1494** (0.108)	0.0662 (0.080)	-0.1839*** (0.095)	0.0767* (0.078)	-0.1522*** (0.099)	0.0378 (0.079)	-0.2091*** (0.094)	0.0687 (0.102)	-0.1889*** (0.106)	0.0972** (0.089)	-0.1789*** (0.110)
WOP	-0.0292 (0.007)	0.0130 (0.011)	-0.0671 (0.006)	-0.0082 (0.011)	-0.0685* (0.006)	-0.0421 (0.008)	-0.0628 (0.006)	-0.0090 (0.011)	0.0005 (0.006)	0.0042 (0.011)	-0.0150 (0.007)	-0.0134 (0.009)
INS	-0.0757* (0.202)	-0.0019 (0.198)	-0.0448 (0.175)	0.0044 (0.198)	-0.0513 (0.174)	0.0159 (0.188)	-0.0403 (0.172)	0.0008 (0.194)	-0.0806** (0.171)	-0.0269 (0.211)	-0.0819** (0.184)	-0.0156 (0.200)
GDP	-0.0386 (0.362)	0.0289 (0.061)	-0.0030 (0.041)	0.0649 (0.068)	0.0208 (0.040)	0.0559 (0.066)	-0.0240 (0.043)	0.0486 (0.064)	-0.0538 (0.043)	0.0398 (0.068)	-0.0539 (0.043)	0.0382 (0.067)
UER	0.0624 (0.073)	0.1495* (0.106)	0.0284 (0.069)	0.0719** (0.097)	0.0141 (0.065)	0.0721** (0.091)	0.0439 (0.077)	0.0777** (0.097)	0.0358 (0.086)	0.0738** (0.104)	0.0293 (0.078)	0.0779** (0.099)
Constant	-5.3583*** (1.224)	-1.0187 (1.485)	-4.3194*** (1.069)	-0.2612 (1.383)	-4.1562*** (1.071)	-0.8298 (1.392)	-4.0371*** (1.018)	0.1489 (1.388)	-4.4999*** (1.182)	-0.0622 (1.538)	-5.0829*** (1.215)	-0.4242 (-0.424)
Observations	368	131	368	131	368	131	368	131	368	131	368	131
AIC	0.7989	0.8838	0.7422	0.8287	0.7465	0.8178	0.7522	0.8323	0.7821	0.8564	0.7862	0.8512
BIC	-2013.36	-563.08	-2034.20	-570.30	-2032.65	-571.71	-2030.53	-569.81	-2019.52	-566.66	-2018.03	-567.34
Mc Fadden R ²	0.3411	0.3348	0.3908	0.3839	0.3871	0.3936	0.3821	0.3806	0.3558	0.3592	0.3522	0.3638
R ²	0.6350	0.6925	0.7143	0.7640	0.7076	0.7832	0.7010	0.7619	0.6426	0.7204	0.6457	0.7332
Adj. R ²	0.6268	0.6724	0.7079	0.7485	0.7011	0.7690	0.6943	0.7463	0.6347	0.7021	0.6378	0.7157
Wald test (p-value)	390.85 (0.000)	273.84 (0.000)	519.76 (0.000)	521.05 (0.000)	589.71 (0.000)	421.57 (0.000)	474.49 (0.000)	490.92 (0.000)	560.60 (0.000)	334.45 (0.000)	452.80 (0.000)	285.46 (0.000)

***, **, * indicates a 1, 5 and 10 % confidence level. The robust standard errors that are clustered for the originating bank are given in brackets

TABLE 12

CORRELATION MATRIX FOR THE VARIABLES ON THE BORROWER LEVEL

Variable	EAD ^{LN}	CR	COL	RED	BT	WOP	INS	GDP	UER	RR
EAD ^{LN}	1.00									
CR	-0.20*	1.00								
COL	0.31*	-0.09	1.00							
RED	-0.03	0.31*	0.06	1.00						
BT	0.35*	-0.16*	0.36*	-0.01	1.00					
WOP	0.18*	0.04	0.10*	-0.10*	0.10*	1.00				
INS	0.05	-0.12*	0.03	-0.27*	0.06	0.14*	1.00			
GDP	-0.01	-0.09	-0.05	-0.18*	0.03	0.17*	0.09	1.00		
UER	-0.13*	-0.08	0.08	0.07	0.09*	0.35*	-0.14*	-0.24*	1.00	
RR	-0.07	0.70*	0.03	0.55*	-0.02	0.01	-0.23*	-0.17*	0.16*	1.00

* indicates a 5 % confidence level

TABLE 13
CORRELATION MATRIX FOR THE VARIABLES ON THE COLLATERAL LEVEL

Variable	BANK	BAG	COURT	MV ^{LN}	Condition ^{WITHOUT}	Condition ^{NORMAL}	Condition ^{BAD}	LOCATION
BANK	1.00							
BAG	-0.66*	1.00						
COURT	-0.30*	-0.52*	1.00					
MV ^{LN}	-0.12*	0.18*	-0.10*	1.00				
Condition ^{WITHOUT}	0.21*	-0.33*	0.18*	-0.17*	1.00			
Condition ^{NORMAL}	-0.16*	0.32*	-0.22*	0.27*	-0.62*	1.00		
Condition ^{BAD}	-0.06	0.01	0.05	-0.11*	-0.45*	-0.43*	1.00	
LOCATION	0.02	0.05	-0.09*	0.31*	-0.02	0.08*	-0.07	1.00
APH	0.08*	-0.06	-0.02	0.06	0.26*	-0.18*	-0.10*	0.03
COMPROP	0.00	0.09*	-0.12*	0.22*	-0.18*	0.09*	0.10*	-0.06
CONDO	0.01	-0.06	0.07	-0.30*	-0.01	0.08*	-0.07	0.11*
SFH	-0.07	0.00	0.08*	-0.02	0.00	-0.03	0.04	-0.05
FO	-0.05	-0.11*	0.19*	-0.09*	0.02	-0.10*	0.09*	0.01
GDP	-0.00	-0.01	0.01	0.01	-0.09*	-0.05	0.17*	0.01
UER	0.28*	-0.24*	-0.02	0.12*	0.03	-0.02	-0.01	0.30*
PR	-0.01	0.23*	-0.28*	0.06	0.02	0.12*	-0.17*	0.23*

Variable	APH	COMPROP	CONDO	SFH	FO	GDP	UER	PR
BANK								
BAG								
COURT								
MV ^{LN}								
Condition ^{WITHOUT}								
Condition ^{NORMAL}								
Condition ^{BAD}								
LOCATION								
APH	1.00							
COMPROP	-0.32*	1.00						
CONDO	-0.20*	-0.39*	1.00					
SFH	-0.25*	-0.49*	-0.31*	1.00				
FO	-0.03	-0.07	0.05	0.05	1.00			
GDP	-0.05	0.04	-0.03	0.02	0.13*	1.00		
UER	0.11*	0.01	-0.06	-0.04	0.03	0.06	1.00	
PR	0.01	0.04	-0.05	0.00	-0.27*	0.00	0.06	1.00

* Indicates a 5 % confidence level

TABLE 14
FRACTIONAL LOGIT REGRESSION WITH RECOVERY RATE AS DEPENDENT
VARIABLE FOR THE UNADJUSTED COLLATERALIZATION RATIO [MODELS (1)–(2)] AS
WELL AS THE FIVE ADJUSTED COLLATERALIZATION RATIOS [MODELS (7)–(11)]
USING DEFAULT YEAR DUMMIES

Variable	Recovery rate std. coefficient (standard error)					
	Model (1)	Model (2a)	Model (2b)	Model (7a)	Model (7b)	Model (8a)
H1						
CR	0.6216*** (0.215)	0.5959*** (0.300)	0.7095*** (0.430)			
CR _A				0.7472*** (0.324)	0.8423*** (0.311)	
CR _B						0.7410*** (0.305)
CR _C						
CR ₇₀						
CR ₈₀						
H2						
COL	0.0321 (0.036)	0.0414 (0.047)	0.0353 (0.039)	0.0586 (0.051)	0.0382 (0.031)	0.0506 (0.049)
H3						
RED	0.3845*** (0.135)	0.4284*** (0.151)	0.3125*** (0.256)	0.3562*** (0.152)	0.2968*** (0.259)	0.3563*** (0.162)
Control variables						
EAD ^{LN}	0.0342 (0.070)	0.1066** (0.083)	-0.1483** (0.110)	0.0696 (0.083)	-0.1832*** (0.098)	0.0802* (0.081)
WOP	0.0117 (0.005)	-0.0215 (0.006)	0.0093 (0.011)	-0.0650 (0.006)	-0.0150 (0.011)	-0.0667* (0.006)
BT	0.0693** (0.132)					
INS	-0.0709** (0.162)	-0.0828** (0.205)	0.0220 (0.226)	-0.0450 (0.182)	0.0335 (0.219)	-0.0508 (0.181)
Default year 2006	-0.0612* (0.259)	-0.0488 (0.415)	-0.0713 (0.239)	-0.0341 (0.479)	-0.0855 (0.274)	-0.0294 (0.471)
Default year 2007	-0.1192* (0.223)	-0.1067* (0.220)	-0.1353 (0.321)	-0.0696 (0.196)	-0.1554** (0.277)	-0.0264 (0.190)
Default year 2008	-0.0707 (0.343)	-0.0381 (0.348)	-0.1331 (0.473)	-0.0561 (0.308)	-0.1464* (0.441)	-0.0311 (0.300)
Default year 2009	-0.0374 (0.381)	-0.0338 (0.446)	-0.1059*** (0.675)	-0.0407 (0.489)	-0.1246*** (0.566)	-0.0328 (0.456)
Default year 2010	0.0230** (0.371)	0.0356*** (0.346)		0.0004 (0.346)		0.0057 (0.326)
Constant	-2.9488*** (0.956)	-4.5354*** (1.024)	1.2843 (1.821)	-3.3965*** (1.085)	2.3082 (1.479)	-3.7079*** (1)
Observations	499	368	131	368	131	368
AIC	0.8059	0.8073	0.8950	0.7527	0.8381	0.7569
BIC	-2881.81	-2002.45	-558.73	-2022.53	-566.19	-2021.00
Mc Fadden R^2	0.3317	0.3432	0.3384	0.3912	0.3891	0.3875
R^2	0.6346	0.6388	0.7002	0.7145	0.7745	0.7083
Adj. R^2	0.6233	0.6276	0.6752	0.7057	0.7557	0.6993
Wald test (p-value)	461.99 (0.000)	371.87 (0.000)	266.20 (0.000)	508.64 (0.000)	461.04 (0.000)	580.03 (0.000)

Variable	Recovery rate std. coefficient (standard error)						
	Model (8b)	Model (9a)	Model (9b)	Model (10a)	Model (10b)	Model (11a)	Model (11b)
H1							
CR							
CR_A							
CR_B	0.8729*** (0.342)						
CR_C		0.7136*** (0.305)	0.8331*** (0.313)				
CR₇₀				0.6380*** (0.288)	0.8015*** (0.358)		
CR₉₀						0.6271*** (0.293)	0.7983*** (0.368)
H2							
COL	0.0306 (0.032)	0.0691* (0.050)	0.0434 (0.031)	0.0367 (0.045)	0.0333 (0.039)	0.0404 (0.046)	0.0304 (0.039)
H3							
RED	0.2632*** (0.243)	0.3770*** (0.163)	0.3028*** (0.256)	0.4726*** (0.168)	0.3482*** (0.287)	0.4408*** (0.159)	0.3302*** (0.280)
Control variables							
EAD^{LN}	-0.1543** (0.103)	0.0426 (0.082)	-0.2070*** (0.097)	0.0787 (0.104)	-0.1852*** (0.108)	0.1046** (0.093)	-0.1766*** (0.111)
WOP	-0.0488 (0.009)	-0.0598 (0.006)	-0.0146 (0.012)	0.0052 (0.006)	-0.0015 (0.012)	-0.0087 (0.007)	-0.0184 (0.010)
BT							
INS	0.0438 (0.210)	-0.0407 (0.179)	0.0276 (0.215)	-0.0800** (0.176)	0.0017 (0.234)	-0.0847** (0.187)	0.0126 (0.226)
Default year 2006	-0.0697 (0.297)	-0.0507 (0.486)	-0.0947 (0.234)	-0.0891 (0.487)	-0.1056* (0.296)	-0.0685 (0.458)	-0.1005* (0.298)
Default year 2007	-0.1653** (0.263)	-0.1146* (0.225)	-0.1694** (0.268)	-0.1142 (0.266)	-0.1589* (0.304)	-0.1026 (0.239)	-0.1720** (0.288)
Default year 2008	-0.1353 (0.437)	-0.0873 (0.337)	-0.1645* (0.441)	-0.0774 (0.373)	-0.1618* (0.479)	-0.0545 (0.347)	-0.1652* (0.472)
Default year 2009	-0.1202*** (0.565)	-0.0532 (0.512)	-0.1174*** (0.550)	-0.0447 (0.455)	-0.1163*** (0.640)	-0.0369 (0.444)	-0.1175*** (0.632)
Default year 2010		-0.0021 (0.369)		0.0116 (0.402)		0.0228** (0.396)	
Constant	1.7888 (1.558)	-2.6207** (1.069)	2.8703* (1.501)	-3.4590** (1.368)	2.4738 (1.658)	-4.2164*** (1.151)	2.2842 (1.714)
Observations	131	368	131	368	131	368	131
AIC	0.8279	0.7624	0.8425	0.7904	0.8657	0.7950	0.8610
BIC	-567.51	-2018.98	-565.61	-2008.68	-562.57	-2006.98	-563.18
Mc Fadden R^2	0.3981	0.3827	0.3852	0.3581	0.3645	0.3540	0.3687
R^2	0.7927	0.7016	0.7712	0.6466	0.7326	0.6489	0.7441
Adj. R^2	0.7754	0.6924	0.7521	0.6357	0.7103	0.6381	0.7228
Wald test (p-value)	406.69 (0.000)	460.33(0.000)	436.77 (0.000)	534.38 (0.000)	308.28 (0.000)	420.37 (0.000)	286.39 (0.000)

Models with 'a' are for retail customers and models with 'b' are for commercial customers

***, **, * indicates a 1, 5 and 10 % confidence level. The robust standard errors that are clustered for the originating bank are given in brackets

TABLE 15
RESULTS OF TOBIT ESTIMATION WITH PROCEEDS RATIO AS DEPENDENT VARIABLE
AND DEFAULT YEAR DUMMIES

Variable	Model (3) Proceeds ratio marginal effect (standard error)
BANK	-0.1314*** (0.033)
COURT	-0.2642*** (0.030)
MV ^{LN}	-0.0423** (0.017)
Condition ^{NORMAL}	-0.0257 (0.031)
Condition ^{BAD}	-0.1263*** (0.033)
LOCATION	0.2350*** (0.044)
APH	-0.0411 (0.043)
CONDO	-0.0880** (0.039)
SFH	0.003 (0.032)
FO	-0.1685*** (0.026)
Default year 2006	-0.0719 (0.080)
Default year 2007	-0.1206*** (0.039)
Default year 2008	-0.1338*** (0.047)
Default year 2009	0.0019 (0.069)
Default year 2010	0.0043 (0.113)
Constant	1.3995*** (0.213)
Observations	718
Pseudo R^2	0.3129

***, **, * indicates a 1, 5 and 10 % confidence level. The robust standard errors are given in brackets

TABLE 16
FRACTIONAL LOGIT REGRESSION WITH THE RECOVERY RATE AS DEPENDENT
VARIABLE (WITHOUT CENSORED CASES)

Variable	Recovery rate std. coefficient (standard error)	
	Model (12a)	Model (12b)
H1		
CR	0.4621*** (0.26)	0.5148*** (0.421)
H2		
COL	0.0408 (0.044)	0.0349 (0.035)
Control variables		
RED	0.217*** (0.135)	0.1908*** (0.233)
EAD ^{LN}	0.1535*** (0.072)	-0.1157* (0.113)
WOP	0.0314 (0.005)	0.024 (0.009)
INS	-0.0472 (0.169)	-0.0006 (0.169)
GDP	-0.0169 (0.04)	0.0273 (0.037)
UER	0.0352 (0.071)	0.0906 (0.096)
Constant	-6.3662*** (1.054)	-0.5831 (1.556)
Observations	265	99
AIC	0.9410	1.0288
BIC	-1365.40	-395.7815
Mc Fadden R^2	0.1841	0.2002
R^2	0.5035	0.6042
Adj. R^2	0.4879	0.5690
Wald test (p-value)	322.32 (0.000)	209.62 (0.000)

***, **, * Indicates a 1%, 5% and 10% confidence level. The robust standard errors that are clustered for the originating bank are given in brackets

TABLE 17
FRACTIONAL LOGIT REGRESSION WITH THE RECOVERY RATE AS DEPENDENT
VARIABLE (LIQUIDATION VS. REDEMPTION)

Variable	Recovery rate std. coefficient (standard error)			
	Model (13a)	Model (13b)	Model (14a)	Model (14b)
H1				
CR	0.5403*** (0.354)	0.7535*** (0.475)	0.6258*** (0.425)	0.6717*** (0.521)
H2				
COL	0.0205 (0.048)	0.0883 (0.051)	0.1267 (0.095)	0.0686 (0.046)
Control variables				
EAD ^{LN}	0.1561*** (0.090)	-0.0536 (0.138)	-0.0757 (0.107)	-0.2507** (0.192)
WOP	0.0010 (0.008)	0.0673 (0.016)	-0.1085 (0.012)	-0.0342 (0.014)
INS	-0.0781 (0.206)	0.0164 (0.263)	-0.0990* (0.685)	-0.1206** (0.332)
GDP	-0.0041 (0.049)	-0.0401 (0.104)	-0.0491 (0.061)	0.0066 (0.084)
UER	0.0592 (0.071)	-0.0215 (0.184)	0.0893 (0.103)	0.3003*** (0.127)
Constant	-6.6852*** (1.338)	-1.173 (2.247)	-0.8574 (1.247)	0.7023 (2.956)
Observations	223	81	145	50
AIC	0.9650	0.9786	0.6009	0.9665
BIC	-1089.97	-300.99	-652.40	-154.60
Mc Fadden R^2	0.1679	0.3017	0.3003	0.3112
R^2	0.4023	0.6807	0.6003	0.6794
Adj. R^2	0.3829	0.6501	0.5799	0.6260
Wald test (p-value)	153.92 (0.000)	206.68 (0.000)	192.50 (0.000)	166.58 (0.000)

***, **, * Indicates a 1, 5 and 10 % confidence level. The robust standard errors that are clustered for the originating bank are given in brackets

REFERENCES

- Altman, E. 1989. Measuring corporate bond mortality and performance. *The Journal of Finance* 28: 909–922.
- Altman, E., B. Brady, A. Resti, and A. Sironi. 2005. The link between default and recovery rates: theory, empirical evidence, and implications. *Journal of Business* 78: 2203–2227.
- Appasamy, B., U. Dörr, H. Ebel, and E.A. Stütze. 2008. LGD-Schätzung im Retailgeschäft am Beispiel Automobilfinanzierung. *Zeitschrift für das gesamte Kreditwesen* 61: 206–209.
- Araten, M., M. Jacobs, and P. Varshney. 2004. Measuring LGD on commercial loans: an 18-year internal study. *The Risk Management Journal* 86: 96–103.
- Asarnow, E., and D. Edwards. 1995. Measuring loss on defaulted bank loans: a 24-year study. *The Journal of Commercial Lending* 77: 11–23.
- Bade, B., D. Rösch, and H. Scheule. 2011. Default and recovery risk dependencies in a simple credit risk model. *European Financial Management* 17: 120–144.
- Basel Committee on Banking Supervision. 2005. Guidance on paragraph 468 of the framework document. Basel.

- Basel Committee on Banking Supervision. 2006. International convergence of capital measurement and capital standards. Basel.
- Bastos, J.A. 2010. Forecasting bank loans loss-given-default. *Journal of Banking and Finance* 34: 2510–2517.
- Bellotti, T., and J. Crook. 2012. Loss given default models incorporating macroeconomic variables for credit cards. *International Journal of Forecasting* 28: 171–182.
- Bos, R., K. Kelhoffer, and D. Keisman. 2002. Ultimate recovery in an era of record defaults. New York: Standard & Poor's Risk Solutions.
- Bruhn, S. 2009. Immobilienfinanzierung: das Beratungs- und Leistungsprogramm der Kreditinstitute. In *Kapitalanlage mit Immobilien*, ed. M. Brunner, 205–219. Wiesbaden: Gabler.
- Calabrese, R., and M. Zenga. 2010. Bank loan recovery rates: measuring and nonparametric density estimation. *Journal of Banking and Finance* 34: 903–911.
- Calem, P.S., and M. LaCour-Little. 2004. Risk-based capital requirements for mortgage loans. *Journal of Banking and Finance* 28: 647–672.
- Campbell, J.Y., S. Giglio, and P. Pathak. 2011. Forced sales and house prices. *American Economic Review* 101: 2108–2131.
- Carroll, T.M., T.M. Clauretje, and H.R. Neill. 1997. Effect of foreclosure status on residential selling price: comment. *Journal of Real Estate Research* 13: 95–102.
- Carty, L.V., D.T. Hamilton, S.C. Keenan, A. Moss, M. Mulvaney, T. Marshella, and M.G. Subhas. 1998. Bankrupt bank loan recoveries. New York: Moody's Investors Service.
- Caselli, S., S. Gatti, and F. Querci. 2008. The sensitivity of the loss given default rate to systematic risk: new empirical evidence on bank loans. *Journal of Financial Services Research* 34: 1–34.
- Clauretje, T.M., and N. Daneshvary. 2009. Estimating the house foreclosure discount corrected for spatial price interdependence and endogeneity of marketing time. *Real Estate Economics* 37: 43–67.
- Dermine, J., and C. Neto de Carvalho. 2006. Bank loan losses-given-default: a case study. *Journal of Banking and Finance* 30: 1219–1243.
- Deutsche Bundesbank. 2014. Bankenstatistik—Oktober 2014. Frankfurt.
- Dr. Klein & Co AG. 2012. Trendindikator für Baufinanzierung—Juni 2012. <http://www.drklein.de/dtb-juni-2012.html>.
- Elsas, R., and J.P. Krahenen. 2002. Collateral, relationship lending, and financial distress: an empirical study on financial contracting. Center for Financial Studies Working Paper No. 2002 / 17, Frankfurt.
- Emery, K., R. Cantor, and R. Arner. 2004. Recovery rates on North American syndicated bank loans, 1989–2003. New York: Moody's Investors Service.
- European Mortgage Federation. 2007. Study on the efficiency of the mortgage collateral in the European Union. Brussels.
- F+B GmbH. 2013. F+B-Marktpreise (Immobilienpreise)—Methodensteckbrief. http://www.f-und-b.de/pdf/geschaeftsbereich/gb1/F+B_114_Marktpreise_Methode.pdf.
- Franks, J., A. de Servigny, and S. Davydenko. 2004. A comparative analysis of the recovery process and recovery rates for private companies in the U.K., France and Germany. Standard & Poor's Risk Solutions Report, London.
- Friedman, C., and S. Sandow. 2003. Ultimate recoveries. *Risk* 16: 69–73.
- Frye, J. 2000. Collateral damage. *Risk* 13: 91–94.
- Greene, W.H. 2012. *Econometric analysis*. Essex: Pearson.
- Grippa, P., S. Iannotti, and F. Leandri. 2005. Recovery rates in the banking industry: stylised facts emerging from the Italian experience. In *Recovery risk: the next challenge in credit risk management*, ed. E.I. Altman, A. Resti, and A. Sironi, 121–141. London: Risk Books.
- Grunert, J. 2005. Empirische Evidenz zur Prognose der Ausfallwahrscheinlichkeit und der Recovery Rate von Bankkrediten an deutsche Unternehmen. Dissertation, University of Mannheim.
- Grunert, J. 2009. Kreditsicherheiten: eine Umfrage zu deren Häufigkeit, den erzielten Verwertungserlösen und der Bewertungsfrequenz. *Zeitschrift für Bankrecht und Bankwirtschaft* 2: 126–135.

- Grunert, J. 2010. Verwertungserlöse von Kreditsicherheiten: Eine empirische Analyse notleidender Unternehmenskredite. *Zeitschrift für Betriebswirtschaft* 80: 1305–1323.
- Grunert, J., and A. Volk. 2008. Die Bedeutung der Ausfalldefinition bei der Berechnung der Recovery Rate von Unternehmenskrediten. *Finanz-Betrieb* 5: 317–326.
- Grunert, J., and M. Weber. 2009. Recovery rate of commercial lending: empirical evidence for German companies. *Journal of Banking and Finance* 33: 505–513.
- Gupton, G.M., D. Gates, and L.V. Carty. 2000. *Bank loan loss given default*. New York: Moody's Investors Service.
- Gürtler, M., and M. Hibbeln. 2013. Improvements in loss given default forecasts for bank loans. *Journal of Banking and Finance* 37: 2354–2366.
- Hamilton, D.T., P. Varma, S. Ou, and R. Cantor. 2004. *Default & recovery rates of corporate bond issuers—a statistical review of Moody's ratings performance 1970–2001*. New York: Moody's Investors Service.
- Han, C., and Y. Jang. 2013. Effects of debt collection practices on loss given default. *Journal of Banking and Finance* 37: 21–31.
- Heckman, J.J. 1979. Sample selection bias as a specification error. *Econometrica* 47: 153–161.
- Hesse, F., C. Kuklick, and A. Pfungsten. 2012. Sanierung und Abwicklung in Sparkassen und Genossenschaftsbanken. *Zeitschrift für das gesamte Kreditwesen* 65: 746–750.
- Hurt, L., and A. Felsovalyi. 1998. Measuring loss on Latin American defaulted bank loans: a 27-year study of 27 countries. *The Journal of Lending and Credit Risk Management* 80: 41–46.
- Jiménez, G., and J. Saurina. 2002. *Loan characteristics and credit risk*. Working Paper, Bank of Spain.
- Jokivuolle, E., and S. Peura. 2003. Incorporating collateral value uncertainty in loss given default estimates and loan-to-value ratios. *European Financial Management* 9: 299–314.
- Khieu, H.D., D.J. Mullineaux, and H.C. Yi. 2012. The determinants of bank loan recovery rates. *Journal of Banking and Finance* 36: 923–933.
- Kleiber, W., and J. Simon. 2007. *Verkehrswertermittlung von Grundstücken—Kommentar und Handbuch zur Ermittlung von Verkehrs-, Versicherungs- und Beleihungswerten unter Berücksichtigung von WertV und BelWertV*, 5th ed. Cologne: Bundesanzeiger Verlagsgesellschaft.
- König, W., and D. Beimborn. 2008. Sourcing-Trends im KMU-Kreditgeschäft der deutschen Banken. In *Outsourcing in Banken*, ed. B. Kaib, 183–210. Wiesbaden: Gabler.
- Leow, M., and C. Mues. 2012. Predicting loss given default (LGD) for residential mortgage loans: a two-stage model and empirical evidence for UK bank data. *International Journal of Forecasting* 28: 183–195.
- Loterman, G., I. Brown, D. Martens, C. Mues, and B. Baesens. 2012. Benchmarking regression algorithms for loss given default modeling. *International Journal of Forecasting* 28: 161–170.
- Park, Y.W., and D.W. Bang. 2014. Loss given default of residential mortgages in a low LTV regime: role of foreclosure auction process and housing market cycles. *Journal of Banking and Finance* 39: 192–210.
- Pfnür, A. 2011. *Modernes Immobilienmanagement*, 3rd ed. Heidelberg: Springer.
- Pykhtin, M. 2003. Unexpected recovery risk. *Risk* 16: 74–78.
- Qi, M., and X. Yang. 2009. Loss given default of high loan-to-value residential mortgages. *Journal of Banking and Finance* 33: 788–799.
- Raftery, A. 1995. Bayesian model selection in social research. *Sociological Methodology* 25: 111–163.
- Renault, O., and O. Scaillet. 2004. On the way to recovery: a nonparametric bias free estimation of recovery rate densities. *Journal of Banking and Finance* 28: 2915–2931.
- Rösch, D., and H. Scheule. 2014. Forecasting probabilities of default and loss rates given default in the presence of selection. *Journal of Operational Research Society* 65: 393–407.
- Schaaff, C. 2009. *Verwertungsquoten von Grundpfandrechten*. Wiesbaden: Gabler.
- Shilling, J.D., J.D. Benjamin, and C.F. Sirmans. 1990. Estimating net realizable value for distressed real estate. *Journal of Real Estate Research* 5: 129–139.

- Somers, M., and J. Whittaker. 2007. Quantile regression for modelling distributions of profit and loss. *European Journal of Operational Research* 183: 1477–1487.
- Thorburn, K.S. 2000. Bankruptcy auctions: costs, debt recovery, and firm survival. *Journal of Financial Economics* 58: 337–368.
- Tobin, J. 1958. Estimation of relationships for limited dependent variables. *Econometrica* 26: 24–36.
- Tong, E.N.C., C. Mues, and L.C. Thomas. 2012. Mixture cure models in credit scoring: if and when borrowers default. *European Journal of Operational Research* 218: 132–139.
- Tong, E.N.C., C. Mues, and L.C. Thomas. 2013. A zero-adjusted gamma model for mortgage loan loss given default. *International Journal of Forecasting* 29: 548–562.
- Wolter, M., and D. Rösch. 2014. Cure events in default prediction. *European Journal of Operational Research* 238: 846–857.
- Zhang, J., and L.C. Thomas. 2012. Comparisons of linear regression and survival analysis using single and mixture distributions approaches in modelling LGD. *International Journal of Forecasting* 28: 204–215.

TRANSLATED VERSION: SPANISH

Below is a rough translation of the insights presented above. This was done to give a general understanding of the ideas presented in the paper. Please excuse any grammatical mistakes and do not hold the original authors responsible for these mistakes.

VERSION TRADUCIDA: ESPAÑOL

A continuación se muestra una traducción aproximada de las ideas presentadas anteriormente. Esto se hizo para dar una comprensión general de las ideas presentadas en el documento. Por favor, disculpe cualquier error gramatical y no responsabilite a los autores originales de estos errores.

INTRODUCCIÓN

La probabilidad de incumplimiento (PD) y la tasa de recuperación [$1 -$ pérdida por incumplimiento (LGD)] son los parámetros clave para los precios ajustados al riesgo de los préstamos en el contexto de Basilea II. La tasa de recuperación relaciona los ingresos y costes desde la realización hasta el importe pendiente en el momento de la morosidad [exposición en incumplimiento (EAD)]. A efectos de gestión interna del riesgo, la tasa de recuperación, el pd, el EAD y sus correlaciones se incluyen en el cálculo de las pérdidas esperadas e inesperadas de la cartera de crédito, y por lo tanto influyen en el cálculo del valor en riesgo (var) así como en las condiciones de crédito (futuras). Por lo tanto, la gestión interna de riesgos de un banco tiene que desarrollar un modelo que permita una estimación precisa de la tasa de recuperación. Una estimación precisa, por un lado, puede generar una ventaja competitiva y, por otro, puede reducir los problemas derivados de la selección adversa debido a pequeñas diferencias en los diferenciales de préstamos (por ejemplo, G-rtler e Hibbeln 2013). Además, los bancos que demuestran tener modelos internos adecuados para predecir la tasa de recuperación pueden utilizar enfoques basados en la clasificación interna avanzada (IRB). Estos enfoques pueden dar lugar a una reducción de los requisitos de capital. Por lo tanto, una estimación detallada de la tasa de recuperación también es beneficiosa desde una perspectiva regulatoria.

Mientras que varios estudios anteriores analizan las tasas de recuperación de bonos corporativos (por ejemplo, Altman 1989; Renault y Scaillet 2004; 2005), el cuerpo de la literatura relativa a las tasas de recuperación de préstamos bancarios ha ido creciendo rápidamente en los últimos años. La mejor disponibilidad de datos significa que una gran proporción de la literatura examina el sector corporativo (por ejemplo, Franks et al. 2004; Grunert y Weber 2009). La literatura sobre la tasa de recuperación de los clientes minoristas y las PYME también está creciendo de manera constante. Nuestro trabajo contribuye a esta línea de literatura de múltiples maneras.

En primer lugar, llenamos un vacío en la investigación de la tasa de recuperación en Alemania. Mientras que algunos estudios alemanes analizan clientes corporativos (por ejemplo, Grunert 2005; Grunert y Volk 2008; Grunert y Weber 2009; 2004), sólo un estudio hasta el momento (Gértler e Hibbeln 2013) ha analizado una muestra de préstamos a clientes minoristas y comerciales. Sin embargo, el enfoque de G-rtler e Hibbeln (2013) se centra en el ámbito de los préstamos al consumo, con un EAD medio de 9665 euros en su muestra. Aunque el sistema bancario alemán es, en términos de activos totales, entre los más grandes del mundo, un estudio de los préstamos para pymes, así como un estudio de préstamos minoristas más grandes (no préstamos al consumo), está ausente hasta ahora. Nuestro estudio también está vinculado al cuerpo de la literatura sobre la tasa de recuperación de los préstamos inmobiliarios (véase, por ejemplo, Calem y lacour-Little 2004; Qi y Yang 2009; Leow y Mues 2012; 2013; Park y Bang 2014). Un estudio para Alemania que analiza predominantemente los préstamos inmobiliarios también falta hasta ahora. Los préstamos a clientes minoristas y pymes son de particular importancia en Alemania, ya que más del 50 % del volumen total de préstamos se concede a este grupo de clientes específico (Deutsche Bundesbank 2014). Nuestros resultados confirman la expectativa intuitiva de una influencia positiva de la garantía en la tasa de recuperación para los clientes minoristas y comerciales. Una fracción importante de la varianza de las tasas de recuperación se explica por nuestros modelos, que se debe principalmente al hecho de que las garantías en bienes raíces (la garantía predominante en nuestro conjunto de datos) suelen conllevar un alto valor fundamental. Además, nuestros resultados demuestran que en el 40 % de los casos se puede encontrar un acuerdo amistoso (canje) entre el banco y el deudor. Se puede mostrar una influencia positiva en la tasa de recuperación para los casos en los que se puede lograr un acuerdo amistoso.

En segundo lugar, los estudios existentes sobre las tasas de recuperación suelen utilizar datos de un solo banco (por ejemplo, Dermine y Neto de Carvalho 2006; Grunert y Weber 2009; Leow y Mues 2012; Zhang y Thomas 2012; 2012, 2013), lo que plantea la cuestión de la generalidad de los resultados empíricos. Nuestro conjunto de datos proviene de BAG, un banco especializado en la adquisición de préstamos dudosos. Por lo tanto, podemos analizar una muestra de 909 préstamos en incumplimiento de pago que fueron hechos por 123 bancos diferentes, y nuestros hallazgos no están impulsados por las acciones particulares de un solo banco.

En tercer lugar, otros estudios también han podido demostrar la visión intuitiva de que las tasas de recuperación son significativamente más altas si se garantizan préstamos (por ejemplo, Thorburn 2000; Grunert y Weber 2009; Qi y Yang 2009; Bastos 2010; Gortler e Hibbeln 2013). Sin embargo, la mayoría de los estudios de tasa de recuperación consideran el valor colateral tal como se ha dado (las excepciones son, por ejemplo, Jokivuolle y Peura 2003; Somers y Whittaker 2007; Leow y Mues 2012). Analizamos más de cerca la valoración de la propia garantía y, en particular, la valoración de las garantías en bienes inmuebles. Un par de estudios para el mercado alemán analizan la relación de ingresos de la garantía (ingresos realizados divididos por el valor fundamental de la garantía asumido por el banco) (Franks et al. 2004; Schaaff 2009; Grunert 2010). Estos estudios muestran que los ingresos realizados son, en promedio, más pequeños que la valoración original de la garantía. Nuestros resultados confirman estos hallazgos anteriores. Para el banco de origen, la valoración (valor de mercado) de la garantía en bienes raíces se basa en el informe de tasación, que es un apoderado para el precio de venta esperado. Dado que el informe de evaluación debe tener en cuenta todos los factores posibles que influyen en el valor de la propiedad, el precio de venta realizado no debe diferir sistemáticamente del valor esperado. Por primera vez en la investigación de la tasa de recuperación, nuestro método utiliza un índice basado en códigos postales para medir el atractivo de la ubicación de una propiedad y para organizar la mejor discriminación posible entre diferentes ubicaciones y tipos de propiedades. Demostramos que la condición, así como la ubicación de la propiedad, incluso en promedio, no se considera adecuadamente en los informes de evaluación. Para corregir este sesgo sistemático, desarrollamos un modelo para predecir la relación de ingresos para eliminar el sesgo en la valoración de las propiedades.

En cuarto lugar, los bancos suelen aplicar un corte de pelo plano al valor de la garantía. En el sector de las garantías inmobiliarias, este recorte oscila entre el 10 y el 40 % en Alemania (véanse, por ejemplo, Grunert y Weber 2009; Bruhn 2009; Pfn'r 2011). Por lo tanto, aplicamos cortes de pelo planos a los valores de garantía para ajustar los coeficientes de colateralización y explicar la tasa de recuperación de nuevo. En

comparación con los cortes de pelo planos, utilizamos relaciones de ganancias pronosticadas para ajustar el valor de mercado de los bienes raíces. De este modo, obtenemos una relación de colateralización ajustada que también se puede utilizar para explicar la tasa de recuperación. Ambos ajustes de los coeficientes de colateralización aumentan considerablemente la potencia explicativa del modelo original, mientras que los modelos de corte de pelo funcionan peor en términos de potencia explicativa en comparación con los modelos que utilizan ratios de colateralización ajustados por el modelo.

Además, la validez de nuestros resultados se puede demostrar utilizando varias pruebas fuera de muestra. Nuestros hallazgos indican que el análisis combinado de los niveles de garantía y prestatario debe ser una parte importante del análisis de los factores que influyen en la tasa de recuperación en futuros estudios empíricos.

Nuestro estudio proporciona información valiosa sobre la práctica de la banca con respecto al diseño de modelos adecuados y proporciona asesoramiento de optimización con respecto a la recopilación y el procesamiento de datos. Los resultados son de particular importancia para los bancos pequeños y medianos, como las cajas de ahorros y los bancos cooperativos. El segmento de clientes analizado aquí es la clientela principal para estos negocios. Y los bancos, debido a su tamaño, a menudo no tienen el número adecuado de casos para realizar un análisis comparable.

Nuestro documento está estructurado de la siguiente manera. En la sección 3, derivamos nuestras hipótesis de investigación y presentamos el conjunto de datos. Luego, analizamos nuestras hipótesis utilizando análisis bivariantes y multivariantes en la Sección 4. Posteriormente, verificamos la valoración de la garantía en bienes inmuebles para los sesgos sistemáticos. En la Sección 5, corregimos los sesgos reconocidos y utilizamos los coeficientes de colateralización ajustados para un nuevo enfoque para explicar la tasa de recuperación. La Sección 6 resume los resultados.

CONCLUSIÓN

Anteriormente, la investigación académica y la práctica bancaria se han centrado en modelos y métodos para estimar la probabilidad de incumplimiento (PD). Los resultados bien fundados para la tasa de recuperación siguen siendo raros, aunque su número ha aumentado en los últimos años. Los bancos que buscan la transición a enfoques avanzados del IRB tienen que demostrar que tienen los modelos internos adecuados para estimar la tasa de recuperación. Para mantener el esfuerzo de recopilar y procesar datos lo más pequeño posible, los resultados de los estudios académicos podrían proporcionar información esencial para identificar los factores importantes que influyen en la tasa de recuperación. Sin embargo, la mayor parte de la investigación empírica se basa en datos bancarios de Estados Unidos y Reino Unido. Estos resultados no pueden, o sólo pueden transferirse en una medida limitada, a Alemania debido a diferencias en las garantías y en los sistemas jurídicos.

Este artículo proporciona evidencia empírica para los impulsores de la tasa de recuperación para clientes minoristas y comerciales en Alemania, sobre la base de un conjunto de datos de 909 clientes morosos de exactamente este segmento de mercado cuyos préstamos originales estaban con 123 bancos diferentes. Somos capaces de confirmar una relación positiva entre la relación de colateralización, así como el tipo de proceso de entrenamiento y la tasa de recuperación. Además, demostramos el importante papel de la redención en la tramitación de préstamos problemáticos, ya que se logró un acuerdo amistoso con un cliente que ya incumple en el 40 % de los casos. En cuanto a los dos grupos de clientes (retail y comercial), resulta obvio que es necesario un análisis separado, porque hay efectos diametralmente opuestos para algunas de las variables de control (por ejemplo, el EAD). En total, nuestro modelo es capaz de explicar el 63 y el 67 %, respectivamente, de la varianza de las tasas de recuperación de los clientes medidas con el R² ajustado, aunque parece probable que este resultado se base simplemente en la garantía inmobiliaria.

Debido a la gran influencia de la garantía basada en bienes raíces, analizamos la valoración de las propiedades incluidas en el conjunto de datos con más detalle. La relación de ingresos, es decir, la relación entre el precio de mercado realizado y el valor de mercado esperado, es sólo del 78 % de media. Este resultado es sorprendente porque la valoración en forma del valor de mercado (esperado) ya debería haber incluido todos los factores que influyen en el valor. Un análisis multivariado de la relación de ingresos

muestra que, entre otros, la condición de la propiedad no se considera adecuadamente en el valor derivado de los informes de valoración. Lo mismo ocurre con el atractivo de la ubicación de la propiedad. Para aproximar el atractivo de una ubicación, pudimos usar un índice basado en código postal dependiendo del tipo de propiedad. Posteriormente, desarrollamos un modelo de predicción para la relación de ganancias para eliminar el sesgo sistemático identificado en el valor de mercado. De esta manera, el presente artículo va más allá de los estudios anteriores.

En un siguiente paso, utilizamos la relación de ganancias prevista para ajustar el valor de mercado de los bienes raíces. De este modo, obtenemos un coeficiente de colateralización ajustado y luego creamos ratios de colateralización ajustados adicionales aplicando, de acuerdo con la práctica bancaria común, recortes planos del 20 y el 30 % a la garantía en bienes raíces. El nuevo análisis de la tasa de recuperación proporciona varios conocimientos nuevos. En primer lugar, la potencia explicativa de los modelos se puede aumentar ajustando por los sesgos reconocidos y utilizando la relación de colateralización ajustada. Esto se confirma mediante una prueba (parcialmente) fuera de muestra. Por lo tanto, podemos concluir que nuestros modelos que utilizan el parámetro de corrección superan a los modelos no ajustados y a los modelos de corte de pelo plano. En segundo lugar, algunas de las variables de control para los clientes minoristas pierden su influencia anteriormente significativa. Por lo tanto, el análisis combinado a nivel prestatario y de garantía debería ser una parte crucial del análisis de los factores que influyen en la tasa de recuperación en futuros estudios empíricos.

Nuestros resultados hacen una contribución importante a la investigación académica. Por un lado, el análisis debe aplicarse por separado para cada grupo de clientes porque las variables individuales podrían funcionar de maneras diametralmente opuestas. Por otra parte, los factores que influyen en la tasa de recuperación que se identificaron en otros estudios (en particular para los clientes minoristas) podrían deberse a la valoración sesgada de la garantía. Por lo tanto, los estudios futuros no deben considerar el valor de la garantía como un determinado. Además, los bancos deben revisar su práctica actual de cortes de pelo planos y en su lugar deben aplicar ajustes del valor colateral dependiendo de los atributos asociados de la garantía tal como se presenta en nuestro estudio. Además, el modelo final es capaz de explicar una gran fracción de la varianza de la tasa de recuperación (R^2 ajustado equivale aproximadamente al 70-77 %) y es capaz de identificar la relación de colateralización como el motor esencial de la tasa de recuperación. Por lo tanto, la práctica bancaria debe concentrarse en el coeficiente de colateralización y su forma imparcial. Para permitir un análisis sistemático de la relación de colateralización, la recopilación y el tratamiento de datos deben centrarse en la creación de bases de datos de garantías inmobiliarias sobre las que se han producido incumplimientos.

TRANSLATED VERSION: FRENCH

Below is a rough translation of the insights presented above. This was done to give a general understanding of the ideas presented in the paper. Please excuse any grammatical mistakes and do not hold the original authors responsible for these mistakes.

VERSION TRADUITE: FRANÇAIS

Voici une traduction approximative des idées présentées ci-dessus. Cela a été fait pour donner une compréhension générale des idées présentées dans le document. Veuillez excuser toutes les erreurs grammaticales et ne pas tenir les auteurs originaux responsables de ces erreurs.

INTRODUCTION

La probabilité d'un défaut de paiement (PD) et le taux de recouvrement [$1 - \text{perte en cas de défaut (LGD)}$] sont les paramètres clés de la tarification ajustée au risque des prêts dans le contexte de Bâle II. Le taux de recouvrement fait le lien entre le produit et les coûts de réalisation et le montant impayé au moment du défaut [exposition au défaut (EAD)]. Aux fins de la gestion interne des risques, le taux de recouvrement, la, le SAE et leurs corrélations sont inclus dans le calcul des pertes prévues et inattendues du portefeuille de crédit, ce qui influence le calcul de la valeur à risque (var) ainsi que des conditions de crédit (futures). Par conséquent, la gestion interne des risques d'une banque doit élaborer un modèle qui permette une estimation précise du taux de recouvrement. Une estimation précise, d'une part, peut générer un avantage concurrentiel et, d'autre part, peut réduire les problèmes découlant de la sélection défavorable en raison de petites différences dans les écarts de prêts (p. Ex., Gürtler et Hibbeln 2013). En outre, les banques qui s'avèrent avoir des modèles internes appropriés pour prédire le taux de recouvrement sont autorisées à utiliser des approches avancées fondées sur la notation interne (CISR). Ces approches peuvent entraîner une réduction des besoins en capital. Par conséquent, une estimation détaillée du taux de recouvrement est également avantageuse du point de vue de la réglementation.

Bien que plusieurs études antérieures analysent les taux de recouvrement des obligations de sociétés (p. Ex., Altman, 1989; Renault et Scaillet 2004; Altman et coll. 2005), l'ensemble de la documentation concernant les taux de recouvrement des prêts bancaires a connu une croissance rapide au cours des dernières années. La meilleure disponibilité des données signifie qu'une grande partie de la documentation examine le secteur des entreprises (p. Ex., Franks et coll., 2004; Grunert et Weber, 2009). La littérature sur le taux de récupération des clients de détail et des PME ne cesse de croître. Notre travail contribue à ce volet de la littérature de multiples façons.

Premièrement, nous comblons une lacune dans la recherche sur les taux de récupération en Allemagne. Alors que quelques études allemandes analysent les entreprises clientes (p. Ex., Grunert, 2005; Grunert et Volk, 2008; Grunert et Weber, 2009; Franks et coll. 2004), une seule étude à ce jour (Gürtler et Hibbeln 2013) a analysé un échantillon de prêts à des clients commerciaux et de détail. Toutefois, Gürtler et Hibbeln (2013) se concentrent sur le domaine des prêts à la consommation, avec un EAD moyen de 9665 euros dans leur échantillon. Bien que le système bancaire allemand soit, en termes d'actifs totaux, parmi les plus importants au monde, il manque jusqu'à présent une étude sur les prêts aux PME, ainsi qu'une étude sur les prêts de détail plus importants (et non sur les prêts à la consommation). Notre étude est également liée à l'ensemble de la littérature sur le taux de recouvrement des prêts immobiliers (voir, par exemple, Calem et Jacour-Little 2004; Qi et Yang, 2009; Leow et Mues 2012; Tong et coll. 2013; Park et Bang 2014). Une étude pour l'Allemagne qui analyse principalement les prêts immobiliers est également absente jusqu'à présent. Les prêts aux clients de détail et aux PME sont particulièrement importants en Allemagne, puisque plus de 50 % du volume total des prêts est accordé à ce groupe de clients spécifiques (Deutsche Bundesbank 2014). Nos résultats confirment l'attente intuitive d'une influence positive des garanties sur le taux de recouvrement des clients commerciaux et de détail. Une fraction importante de l'écart des taux de recouvrement s'explique par nos modèles, qui sont principalement causés par le fait que les garanties dans l'immobilier (la garantie prédominante dans notre ensemble de données) ont généralement une valeur fondamentale élevée. En outre, nos résultats démontrent que dans 40 % des cas, un accord à l'amiable (rachat) entre la banque et le débiteur peut être trouvé. Une influence positive sur le taux de recouvrement peut être démontrée dans les cas où un accord à l'amiable peut être conclu.

Deuxièmement, les études existantes sur les taux de récupération utilisent habituellement les données d'une seule banque (p. Ex., Dermine et Neto de Carvalho, 2006; Grunert et Weber, 2009; Leow et Mues 2012; Zhang et Thomas 2012; Tong et coll. 2012, 2013), qui soulève la question de la généralité des résultats empiriques. Notre ensemble de données provient de BAG, une banque spécialisée dans l'acquisition de prêts non performants. Par conséquent, nous pouvons analyser un échantillon de 909 prêts en défaut qui ont été consentis par 123 banques différentes, et nos constatations ne sont pas motivées par les actions particulières d'une seule banque.

Troisièmement, d'autres études ont également été en mesure de prouver l'opinion intuitive selon qui les taux de recouvrement sont beaucoup plus élevés si les prêts sont garantis (p. Ex., Thorburn, 2000; Grunert et Weber, 2009; Qi et Yang, 2009; Bastos 2010; Gürtler et Hibbeln 2013). Toutefois, la plupart des

études sur le taux de recouvrement considèrent la valeur collatérale comme donnée (les exceptions sont, par exemple, Jokivuolle et Peura, 2003; Somers et Whittaker, 2007; Leow et Mues, 2012). Nous examinons de plus près l'évaluation des garanties elle-même et, en particulier, l'évaluation des garanties immobilières. Quelques études pour le marché allemand analysent le rapport produit des garanties (produit réalisé divisé par la valeur fondamentale de la garantie assumée par la banque) (Franks et coll., 2004; Schaaff, 2009; Grunert 2010). Ces études montrent que le produit réalisé est, en moyenne, inférieur à l'évaluation initiale de la garantie. Nos résultats confirment ces résultats antérieurs. Pour la banque d'origine, l'évaluation (valeur marchande) de la garantie dans l'immobilier est basée sur le rapport d'évaluation, qui est un indicateur du prix de vente prévu. Étant donné que le rapport d'évaluation devrait tenir compte de tous les facteurs possibles qui ont une influence sur la valeur de la propriété, le prix de vente réalisé ne devrait pas différer systématiquement de la valeur prévue. Pour la première fois dans la recherche sur les taux de récupération, notre méthode utilise un index basé sur les codes postaux pour mesurer l'attractivité de l'emplacement d'une propriété et pour organiser la plus belle discrimination possible entre les différents emplacements et types de propriétés. Nous démontrons que l'état ainsi que l'emplacement de la propriété, même en moyenne, n'est pas suffisamment pris en compte dans les rapports d'évaluation. Pour corriger ce biais systématique, nous développons un modèle pour prédire le rapport produit pour éliminer le biais dans l'évaluation des propriétés.

Quatrièmement, les banques appliquent généralement une décote plate à la valeur collatérale. Pour les garanties immobilières, cette décote varie entre 10 et 40 % en Allemagne (voir, par exemple, Grunert et Weber 2009; Bruhn, 2009; Pfnür 2011). Par conséquent, nous appliquons des coupes de cheveux plates aux valeurs collatérales pour ajuster les ratios de garantie et expliquer à nouveau le taux de récupération. Par rapport aux coupes de cheveux plates, nous utilisons les ratios de produits prévus pour ajuster la valeur marchande de l'immobilier. Nous obtenons ainsi un ratio de garantie ajusté qui peut également être utilisé pour expliquer le taux de récupération. Les deux ajustements des ratios de garantie augmentent considérablement la puissance explicative du modèle original, tandis que les modèles de coupe de cheveux sont moins performants en termes de puissance explicative par rapport aux modèles utilisant des ratios de garantie ajustés au modèle.

En outre, la validité de nos résultats peut être démontrée à l'aide de divers tests hors échantillon. Nos résultats indiquent que l'analyse combinée des niveaux des garanties et des emprunteurs devrait être une partie importante de l'analyse des facteurs influençant le taux de recouvrement dans les études empiriques futures.

Notre étude fournit des informations précieuses sur la pratique des services bancaires en ce qui concerne la conception de modèles adéquats et fournit des conseils d'optimisation en ce qui concerne la collecte et le traitement des données. Les résultats sont particulièrement importants pour les petites et moyennes banques, telles que les caisses d'épargne et les banques coopératives. Le segment de clientèle analysé ici est la clientèle principale de ces entreprises. Et les banques, en raison de leur taille, n'ont souvent pas le nombre approprié de cas pour effectuer une analyse comparable.

Notre document est structuré comme suit. Dans l'article 3, nous tirons nos hypothèses de recherche et présentons l'ensemble de données. Ensuite, nous analysons nos hypothèses à l'aide d'analyses bivariées et multivariées dans la section 4. Ensuite, nous vérifions l'évaluation des garanties dans l'immobilier pour les biais systématiques. Dans l'article 5, nous corrigeons les biais reconnus et utilisons les ratios de garantie ajustés pour une nouvelle approche pour expliquer le taux de recouvrement. La section 6 résume les résultats.

CONCLUSION

Auparavant, la recherche universitaire ainsi que la pratique bancaire se sont concentrées sur des modèles et des méthodes pour estimer la probabilité de défaut de paiement (PD). Les résultats bien fondés pour le taux de récupération sont encore rares, bien que leur nombre ait augmenté ces dernières années. Les banques qui cherchent à passer à des approches avancées de la CISR doivent démontrer qu'elles ont les modèles internes appropriés pour estimer le taux de recouvrement. Afin de garder l'effort de collecte et de

traitement des données aussi petit que possible, les résultats d'études universitaires pourraient fournir des renseignements essentiels pour identifier les facteurs importants influençant le taux de rétablissement. Toutefois, la plus grande partie de la recherche empirique est basée sur les données bancaires des États-Unis et du Royaume-Uni. Ces résultats ne peuvent pas être, ou ne peuvent être transférés que dans une mesure limitée, en Allemagne en raison de différences dans les garanties et dans les systèmes juridiques.

Cet article fournit des preuves empiriques pour les moteurs du taux de récupération pour les clients commerciaux et de détail en Allemagne, sur la base d'un ensemble de données de 909 clients en défaut de paiement de exactement ce segment de marché dont les prêts originaux étaient avec 123 banques différentes. Nous sommes en mesure de confirmer une relation positive entre le ratio de garantie ainsi que le type de processus d'entraînement et le taux de récupération. En outre, nous démontrons le rôle important du rachat dans le traitement des prêts problématiques, car un accord à l'amiable avec un client déjà en défaut a été conclu dans 40 % des cas. En ce qui concerne les deux groupes de clients (commerce de détail et commercial), il devient évident qu'une analyse distincte est nécessaire, car il y a des effets diamétralement opposés pour certaines des variables de contrôle (p. Ex., la SAE). Au total, notre modèle est en mesure d'expliquer 63 et 67 %, respectivement, de l'écart des taux de recouvrement des clients mesurés avec le R2 ajusté, bien qu'il semble probable que ce résultat soit simplement basé sur la garantie dans l'immobilier.

En raison de l'influence majeure des garanties basées sur l'immobilier, nous avons analysé plus en détail l'évaluation des propriétés incluses dans l'ensemble de données. Le ratio des produits, c'est-à-dire la relation entre le prix du marché réalisé et la valeur marchande prévue, n'est que de 78 % en moyenne. Ce résultat est surprenant parce que l'évaluation sous la forme de la valeur marchande (attendue) aurait déjà dû inclure tous les facteurs influençant la valeur. Une analyse multivariable du ratio des produits montre que, entre autres, l'état du bien n'est pas considéré de façon appropriée dans la valeur dérivée des rapports d'évaluation. Il en va de même pour l'attractivité de l'emplacement de la propriété. Pour rapprocher l'attractivité d'un emplacement, nous avons pu utiliser un index basé sur le code postal en fonction du type de propriété. Par la suite, nous avons élaboré un modèle de prévision du ratio des produits afin d'éliminer le biais systématique identifié dans la valeur marchande. De cette façon, le présent article va au-delà des études précédentes.

Dans une prochaine étape, nous utilisons le rapport de produit prévu pour ajuster la valeur marchande de l'immobilier. Nous obtenons ainsi un ratio de garantie ajusté, puis créons des ratios de garantie ajustés supplémentaires en appliquant, conformément à la pratique bancaire courante, des décotes fixes de 20 et 30 % sur les garanties immobilières. La nouvelle analyse du taux de récupération fournit plusieurs nouvelles perspectives. Premièrement, la puissance explicative des modèles peut être augmentée en s'ajustant par les biais reconnus et en utilisant le ratio de garantie ajusté. Ceci est confirmé par un test (partiellement) hors échantillon. Par conséquent, nous pouvons conclure que nos modèles qui utilisent le paramètre de correction surpassent les modèles non ajustés et les modèles de coupe de cheveux plats. Deuxièmement, certaines des variables de contrôle pour les clients de détail perdent leur influence précédemment significative. L'analyse combinée aux niveaux de l'emprunteur et des garanties devrait donc être un élément crucial de l'analyse des facteurs influençant le taux de recouvrement dans de futures études empiriques.

Nos résultats contribuent de loin à la poursuite de la recherche universitaire. D'une part, l'analyse devrait être appliquée séparément pour chaque groupe de clients, car des variables simples peuvent fonctionner de manière diamétralement opposée. D'autre part, les facteurs influençant le taux de recouvrement qui ont été identifiés dans d'autres études (en particulier pour les clients de détail) pourraient être causés par l'évaluation biaisée de la garantie. Les études futures ne devraient donc pas considérer la valeur de la garantie comme une donnée. En outre, les banques devraient revoir leur pratique actuelle de coupes de cheveux plates et devraient plutôt appliquer des ajustements de la valeur collatérale en fonction des attributs associés de la garantie tel que présenté dans notre étude. De plus, le modèle final est en mesure d'expliquer une grande partie de l'écart du taux de récupération (r^2 ajusté équivaut à environ 70-77 %) et est en mesure d'identifier le ratio de garantie comme le moteur essentiel du taux de récupération. Par conséquent, la pratique bancaire devrait se concentrer sur le ratio de garantie et sa forme impartiale. Pour permettre une analyse systématique du ratio de garantie, la collecte et le traitement des données devraient

se concentrer sur la création de bases de données pour les garanties immobilières sur lesquelles il y a eu des défauts de paiement.

TRANSLATED VERSION: GERMAN

Below is a rough translation of the insights presented above. This was done to give a general understanding of the ideas presented in the paper. Please excuse any grammatical mistakes and do not hold the original authors responsible for these mistakes.

ÜBERSETZTE VERSION: DEUTSCH

Hier ist eine ungefähre Übersetzung der oben vorgestellten Ideen. Dies wurde getan, um ein allgemeines Verständnis der in dem Dokument vorgestellten Ideen zu vermitteln. Bitte entschuldigen Sie alle grammatikalischen Fehler und machen Sie die ursprünglichen Autoren nicht für diese Fehler verantwortlich.

EINLEITUNG

Die Ausfallwahrscheinlichkeit (PD) und die Rückforderungsrate [1 - Verlust bei Ausfall (LGD)] sind die wichtigsten Parameter für die risikobereinigte Preisgestaltung von Krediten im Rahmen von Basel II. Die Einziehungsquote bezieht die Erlöse und Kosten aus der Realisierung auf den ausstehenden Betrag zum Zeitpunkt des Ausfalls [Exposure at default (EAD)]. Für internerisikomanagementzwecke werden die Wiedereinziehungsquote, die PD, der EAD und ihre Korrelationen in die Berechnung der erwarteten und unerwarteten Verluste des Kreditportfolios einbezogen und beeinflussen damit die Berechnung des Risikowerts (var) sowie (zukünftige) Kreditbedingungen. Daher muss das interne Risikomanagement einer Bank ein Modell entwickeln, das eine genaue Schätzung der Wiedereinziehungsrate ermöglicht. Eine genaue Schätzung einerseits kann einen Wettbewerbsvorteil erwirtschaften und andererseits Probleme verringern, die sich aus einer ungünstigen Auswahl aufgrund geringer Unterschiede bei den Kreditspreads ergeben (z. B. Gürtler und Hibbeln 2013). Darüber hinaus ist es Banken, die nachweislich, dass sie über geeignete interne Modelle zur Vorhersage der Erholungsrate verfügen, berechtigt, advanced internal rating based (IRB)-Ansätze zu verwenden. Diese Ansätze können zu einem geringeren Kapitalbedarf führen. Daher ist eine detaillierte Schätzung der Erholungsrate auch aus regulatorischer Sicht von Vorteil.

Während mehrere frühere Studien die Erholungsraten für Unternehmensanleihen analysieren (z. B. Altman 1989; Renault und Scaillet 2004; Altman et al. 2005), ist die Literatur über die Wiedereinziehungszinsen für Bankkredite in den letzten Jahren rapide gewachsen. Die bessere Datenverfügbarkeit bedeutet, dass ein großer Teil der Literatur den Unternehmenssektor untersucht (z. B. Franks et al. 2004; Grunert und Weber 2009). Auch die Literatur über die Erholungsrate für Privatkunden und KMU nimmt stetig zu. Unsere Arbeit trägt in vielerlei Hinsicht zu diesem Teil der Literatur bei.

Erstens schließen wir eine Lücke in der Erholungsratenforschung in Deutschland. Während einige Germanistiken Firmenkunden analysieren (z.B. Grunert 2005; Grunert und Volk 2008; Grunert und Weber 2009; Franks et al. 2004), bisher nur eine Studie (Gürtler und Hibbeln 2013), hat eine Stichprobe von Krediten an Privat- und Gewerbekunden analysiert. Der Schwerpunkt von Gürtler und Hibbeln (2013) liegt jedoch im Bereich der Verbraucherkredite mit einem durchschnittlichen EAD von 9665 EUR in ihrer Stichprobe. Obwohl das deutsche Bankensystem, gemessen an der Bilanzsumme, zu den größten der Welt gehört, fehlt bisher eine Studie über KMU-Darlehen sowie eine Studie über größere Privatkundenkredite (nicht Verbraucherkredite). Unsere Studie ist auch mit der Literatur über die Verwertungsrate von Immobilienkrediten verknüpft (siehe z.B. Calem und lacour-Little 2004; Qi und Yang 2009; Leow und Mues 2012; Tong et al. 2013; Park und Bang 2014). Auch eine Studie für Deutschland, die vorwiegend Immobilienkredite analysiert, fehlt bisher. Darlehen an Privatkunden und KMU sind in Deutschland von besonderer Bedeutung, da mehr als 50 % des gesamten Kreditvolumens an diese spezielle Kundengruppe

vergeben werden (Deutsche Bundesbank 2014). Unsere Ergebnisse bestätigen die intuitive Erwartung eines positiven Einflusses von Sicherheiten auf die Verwertungsrate für Privatkunden und gewerbliche Kunden. Ein wesentlicher Teil der Varianz der Verwertungsrate erklärt sich durch unsere Modelle, was hauptsächlich darauf beruht, dass Sicherheiten in Immobilien (die vorherrschenden Sicherheiten in unserem Datensatz) in der Regel einen hohen Fundamentalwert haben. Darüber hinaus zeigen unsere Ergebnisse, dass in 40 % der Fälle eine gütliche Einigung (Rücknahme) zwischen der Bank und dem Schuldner erzielt werden kann. Für Fälle, in denen eine gütliche Einigung erzielt werden kann, kann ein positiver Einfluss auf die Wiedereinziehungsquote nachgewiesen werden.

Zweitens verwenden die bestehenden Studien über die Verwertungsrate in der Regel Daten von nur einer Bank (z. B. Dermine und Neto de Carvalho 2006; Grunert und Weber 2009; Leow und Mues 2012; Zhang und Thomas 2012; Tong et al. 2012, 2013), was die Frage der Allgemeingültigkeit der empirischen Ergebnisse aufwirft. Unser Datensatz stammt von der BAG, einer Bank, die sich auf den Erwerb notleidender Kredite spezialisiert hat. Daher können wir eine Stichprobe von 909 säumigen Krediten analysieren, die von 123 verschiedenen Banken vergeben wurden, und unsere Ergebnisse werden nicht durch die besonderen Handlungen einer einzigen Bank bestimmt.

Drittens konnten auch andere Studien die intuitive Ansicht belegen, dass die Einziehungsraten deutlich höher sind, wenn Kredite besichert sind (z. B. Thorburn 2000; Grunert und Weber 2009; Qi und Yang 2009; Bastos 2010; Gürtler und Hibbeln 2013). Die meisten Recovery-Rate-Studien betrachten jedoch den Nebenwert als gegeben (Ausnahmen sind z. B. Jokivuolle und Peura 2003; Somers und Whittaker 2007; Leow und Mues 2012). Wir betrachten die Bewertung von Sicherheiten selbst und insbesondere die Bewertung von Sicherheiten in Immobilien. Einige Studien für den deutschen Markt analysieren das Erzielungsverhältnis von Sicherheiten (realisierte Erlöse dividiert durch den Grundwert der von der Bank übernommenen Sicherheiten) (Franks et al. 2004; Schaaff 2009; Grunert 2010). Diese Studien zeigen, dass die realisierten Erlöse im Durchschnitt kleiner sind als die ursprüngliche Bewertung der Sicherheiten. Unsere Ergebnisse bestätigen diese früheren Ergebnisse. Für die Ursprungsbank basiert die Bewertung (Marktwert) der Sicherheiten in Immobilien auf dem Bewertungsbericht, der ein Proxy für den erwarteten Verkaufspreis ist. Da im Bewertungsbericht alle möglichen Faktoren berücksichtigt werden sollten, die den Immobilienwert beeinflussen, sollte der realisierte Verkaufspreis nicht systematisch vom erwarteten Wert abweichen. Zum ersten Mal in der Untersuchung der Verwertungsrate verwendet unsere Methode einen Index, der auf Postleitzahlen basiert, um die Attraktivität des Standorts einer Immobilie zu messen und eine möglichst beste Diskriminierung zwischen verschiedenen Standorten und Immobilientypen zu arrangieren. Wir zeigen, dass der Zustand sowie die Lage der Immobilie, auch im Durchschnitt, in den Beurteilungsberichten nicht ausreichend berücksichtigt wird. Um diese systematische Verzerrung zu korrigieren, entwickeln wir ein Modell, um das Erprobungsverhältnis vorherzusagen, um die Verzerrung bei der Bewertung von Immobilien zu beseitigen.

Viertens wenden Banken in der Regel einen flachen Abschlag auf den Sicherheitenwert an. Bei Sicherheiten in Immobilien liegt dieser Haircut in Deutschland zwischen 10 und 40 % (siehe z.B. Grunert und Weber 2009; Bruhn 2009; Pfnür 2011). Daher wenden wir flache Abschläge auf die Kollateralwerte an, um die Besicherungsquoten anzupassen und die Erholungsquote erneut zu erklären. Im Vergleich zu den flachen Abschlägen verwenden wir prognostizierte Erzielungsverhältnisse, um den Marktwert von Immobilien anzupassen. Damit erhalten wir ein angepasstes Besicherungsverhältnis, das auch zur Erklärung der Wiederherstellungsrate verwendet werden kann. Beide Anpassungen der Besicherungsverhältnisse erhöhen die Erklärungskraft des Originalmodells erheblich, während die Abschlagsmodelle im Vergleich zu den Modellen mit modellbereinigten Besicherungsquoten schlechter abschneiden.

Darüber hinaus kann die Gültigkeit unserer Ergebnisse anhand verschiedener Out-of-Sample-Tests nachgewiesen werden. Unsere Ergebnisse deuten darauf hin, dass die kombinierte Analyse der Sicherheiten und des Kreditnehmerniveaus ein wichtiger Teil der Analyse von Faktoren sein sollte, die die Erholungsrate in zukünftigen empirischen Studien beeinflussen.

Unsere Studie liefert wertvolle Einblicke in die Praxis des Bankwesens bei der Gestaltung geeigneter Modelle und bietet Optimierungsberatung bei der Erhebung und Verarbeitung von Daten. Die Ergebnisse

sind für kleine und mittlere Banken wie Sparkassen und Genossenschaftsbanken von besonderer Bedeutung. Das hier analysierte Kundensegment ist die Kernklientel für diese Unternehmen. Und Banken haben aufgrund ihrer Größe oft nicht die angemessene Anzahl von Fällen, um eine vergleichbare Analyse durchzuführen.

Unser Papier ist wie folgt aufgebaut. In Abschnitt 3 leiten wir unsere Forschungshypothesen ab und stellen den Datensatz vor. Dann analysieren wir unsere Hypothesen mit bivariaten und multivariaten Analysen in Abschnitt 4. Anschließend prüfen wir die Bewertung von Sicherheiten in Immobilien auf systematische Verzerrungen. In Abschnitt 5 korrigieren wir die erkannten Verzerrungen und verwenden die angepassten Besicherungsquoten für einen neuen Ansatz zur Erklärung der Wiederherstellungsrate. Abschnitt 6 fasst die Ergebnisse zusammen.

SCHLUSSFOLGERUNG

Bisher konzentrierten sich die wissenschaftliche Forschung sowie die Bankpraxis auf Modelle und Methoden zur Schätzung der Ausfallwahrscheinlichkeit (PD). Fundierte Ergebnisse für die Erholungsrate sind immer noch selten, obwohl ihre Zahl in den letzten Jahren zugenommen hat. Banken, die den Übergang zu fortschrittlichen IRB-Ansätzen anstreben, müssen nachweisen, dass sie über die geeigneten internen Modelle verfügen, um die Erholungsrate zu schätzen. Um den Aufwand für die Erfassung und Verarbeitung von Daten so gering wie möglich zu halten, könnten die Ergebnisse akademischer Studien wesentliche Erkenntnisse liefern, um die wichtigen Faktoren zu identifizieren, die die Wiederherstellungsrate beeinflussen. Der größte Teil der empirischen Forschung basiert jedoch auf Bankdaten aus den USA und Großbritannien. Diese Ergebnisse können aufgrund von Unterschieden in den Sicherheiten und in den Rechtssystemen nicht oder nur in begrenztem Umfang nach Deutschland übertragen werden.

Dieser Artikel liefert empirische Belege für die Treiber der Verwertungsquote für Privat- und Gewerbekunden in Deutschland, basierend auf einem Datensatz von 909 säumigen Kunden aus genau diesem Marktsegment, dessen ursprüngliche Kredite bei 123 verschiedenen Banken lagen. Wir sind in der Lage, einen positiven Zusammenhang zwischen dem Besicherungsverhältnis sowie der Art des Workout-Prozesses und der Erholungsrate zu bestätigen. Darüber hinaus zeigen wir die wichtige Rolle der Rückzahlung bei der Abwicklung problematischer Kredite auf, da in 40 % der Fälle eine gütliche Einigung mit einem bereits säumigen Kunden erzielt wurde. Was die beiden Kundengruppen (Einzelhandel und Handel) betrifft, so wird deutlich, dass eine separate Analyse notwendig ist, da es für einige der Kontrollvariablen (z. B. Den EAD) diametral entgegengesetzte Effekte gibt. Insgesamt ist unser Modell in der Lage, 63 bzw. 67 % der Abweichung der mit dem bereinigten R² gemessenen Verwertungsraten der Kunden zu erklären, obwohl es wahrscheinlich ist, dass dieses Ergebnis lediglich auf den Sicherheiten in Immobilien basiert.

Aufgrund des großen Einflusses von Sicherheiten auf der Basis von Immobilien haben wir die Bewertung der im Datensatz enthaltenen Immobilien genauer analysiert. Das Erzielungsverhältnis, d. H. Das Verhältnis zwischen dem realisierten Marktpreis und dem erwarteten Marktwert, beträgt im Durchschnitt nur 78 %. Dieses Ergebnis ist überraschend, da die Bewertung in Form des (erwarteten) Marktwertes bereits alle Faktoren, die den Wert beeinflussen, enthalten haben sollte. Eine multivariate Analyse des Erzielungsverhältnisses zeigt, dass unter anderem der Zustand der Immobilie in dem aus den Beurteilungsberichten abgeleiteten Wert nicht angemessen berücksichtigt wird. Dasselbe gilt für die Attraktivität der Lage der Immobilie. Um die Attraktivität eines Standorts anzunähern, konnten wir je nach Eigenschaftstyp einen postleitzahlenbasierten Index verwenden. Anschließend entwickelten wir ein Vorhersagemodell für das Erziel-Verhältnis, um die identifizierte systematische Verzerrung des Marktwertes zu beseitigen. Auf diese Weise geht der vorliegende Artikel über frühere Studien hinaus.

In einem nächsten Schritt verwenden wir das prognostizierte Erzielungsverhältnis, um den Marktwert von Immobilien anzupassen. Dabei erhalten wir eine angepasste Besicherung und schaffen dann zusätzliche bereinigte Besicherungsquoten, indem wir nach gängiger Bankpraxis flache Abschläge von 20 und 30 % auf die Sicherheiten in Immobilien anwenden. Die neue Analyse der Wiederherstellungsrate liefert mehrere neue Erkenntnisse. Erstens kann die Erklärungskraft der Modelle durch Anpassung durch die erkannten

Verzerrungen und die Verwendung des angepassten Besicherungsverhältnisses erhöht werden. Dies wird durch einen (teilweise) Out-of-Sample-Test bestätigt. Daher können wir schlussfolgern, dass unsere Modelle, die den Korrekturparameter verwenden, die nicht angepassten Modelle und die flachen Haarschnittmodelle übertreffen. Zweitens verlieren einige der Kontrollvariablen für Privatkunden ihren bisher signifikanten Einfluss. Die kombinierte Analyse auf Der Kreditnehmer- und Derkolonatebene sollte daher ein entscheidender Teil der Analyse von Faktoren sein, die die Erholungsrate in zukünftigen empirischen Studien beeinflussen.

Unsere Ergebnisse leisten einen wichtigen Beitrag zur weiteren wissenschaftlichen Forschung. Einerseits sollte die Analyse für jede Kundengruppe separat angewendet werden, da einzelne Variablen diametral entgegengesetzte Naden funktionieren können. Andererseits könnten Faktoren, die die Verwertungsquote beeinflussen, die in anderen Studien (insbesondere für Privatkunden) identifiziert wurden, durch die voreingenommene Bewertung der Sicherheiten verursacht werden. Künftige Studien sollten daher den Wert der Sicherheiten nicht als gegeben betrachten. Darüber hinaus sollten die Banken ihre derzeitige Praxis flacher Abschlüsse überprüfen und stattdessen Anpassungen des Sicherheitenwerts in Abhängigkeit von den in unserer Studie dargestellten Attributen der Sicherheiten vornehmen. Darüber hinaus ist das endgültige Modell in der Lage, einen großen Teil der Varianz der Rückgewinnungsrate zu erklären (bereinigtes R² entspricht etwa 70–77 %) und ist in der Lage, das Besicherungsverhältnis als wesentlichen Treiber der Wiedereinziehungsquote zu identifizieren. Daher sollte sich die Bankpraxis auf die Besicherungsquote und ihre unvoreingenommene Form konzentrieren. Um eine systematische Analyse des Besicherungsverhältnisses zu ermöglichen, sollte sich die Erhebung und Verarbeitung von Daten auf die Erstellung von Datenbanken für Immobiliensicherheiten konzentrieren, bei denen Zahlungsausfälle aufgetreten sind.

TRANSLATED VERSION: PORTUGUESE

Below is a rough translation of the insights presented above. This was done to give a general understanding of the ideas presented in the paper. Please excuse any grammatical mistakes and do not hold the original authors responsible for these mistakes.

VERSÃO TRADUZIDA: PORTUGUÊS

Aqui está uma tradução aproximada das ideias acima apresentadas. Isto foi feito para dar uma compreensão geral das ideias apresentadas no documento. Por favor, desculpe todos os erros gramaticais e não responsabilize os autores originais responsáveis por estes erros.

INTRODUÇÃO

A probabilidade de inadimplência (PD) e a taxa de recuperação [$1 - \text{perda dada inadimplência (LGD)}$] são os parâmetros-chave para a precificação ajustada ao risco de empréstimos no contexto da Basileia II. A taxa de recuperação relaciona os rendimentos e os custos da realização ao valor pendente no momento da inadimplência [exposição à inadimplência (EAD)]. Para fins internos de gestão de riscos, a taxa de recuperação, o PD, o EAD e suas correlações estão incluídos no cálculo das perdas esperadas e inesperadas da carteira de crédito, influenciando, assim, o cálculo do valor em risco (var) bem como as condições de crédito (futuras). Portanto, a gestão interna de riscos de um banco deve desenvolver um modelo que permita uma estimativa precisa da taxa de recuperação. Uma estimativa precisa, por um lado, pode gerar uma vantagem competitiva e, por outro, pode reduzir os problemas decorrentes da seleção adversa devido a pequenas diferenças nos spreads de empréstimos (por exemplo, Gürtler e Hibbeln 2013). Além disso, os bancos que se mostrarem com modelos internos adequados para prever a taxa de recuperação podem usar abordagens avançadas baseadas em rating interno (IRB). Essas abordagens podem resultar em redução dos requisitos de capital. Portanto, uma estimativa detalhada da taxa de recuperação também é benéfica do ponto de vista regulatório.

Enquanto vários estudos anteriores analisam as taxas de recuperação de títulos corporativos (por exemplo, Altman 1989; Renault e Scaillet 2004; Altman et al. 2005), o corpo da literatura sobre as taxas de recuperação de empréstimos bancários vem crescendo rapidamente nos últimos anos. A melhor disponibilidade de dados significa que grande parte da literatura examina o setor corporativo (por exemplo, Franks et al. 2004; Grunert e Weber 2009). A literatura sobre a taxa de recuperação para clientes de varejo e ESS também está crescendo constantemente. Nosso trabalho contribui para essa vertente da literatura de múltiplas formas.

Primeiro, preenchemos uma lacuna na pesquisa de taxa de recuperação na Alemanha. Enquanto alguns estudos alemães analisam clientes corporativos (por exemplo, Grunert 2005; Grunert e Volk 2008; Grunert e Weber 2009; Franks et al. 2004), apenas um estudo até agora (Gürtler e Hibbeln 2013) analisou uma amostra de empréstimos para clientes comerciais e varejistas. No entanto, o foco de Gürtler e Hibbeln (2013) está no campo dos empréstimos ao consumidor, com um EAD médio de 9665 eu em sua amostra. Embora o sistema bancário alemão esteja, em termos de ativos totais, entre os maiores do mundo, falta um estudo dos empréstimos pme, bem como um estudo de empréstimos de varejo maiores (não empréstimos ao consumidor). Nosso estudo também está vinculado ao corpo da literatura sobre a taxa de recuperação de empréstimos imobiliários (ver, por exemplo, Calem e Iacour-Little 2004; Qi e Yang 2009; Leow e Mues 2012; Tong et al. 2013; Park and Bang 2014). Um estudo para a Alemanha que analisa predominantemente empréstimos imobiliários também está faltando até agora. Os empréstimos a clientes de varejo e às smes são de grande importância na Alemanha, uma vez que mais de 50 % do volume total de empréstimos é concedido a este grupo de clientes específicos (Deutsche Bundesbank 2014). Nossos resultados confirmam a expectativa intuitiva de uma influência positiva da garantia na taxa de recuperação para clientes de varejo e comercial. Uma grande fração da variância das taxas de recuperação é explicada por nossos modelos, o que é causado principalmente pelo fato de que a garantia no setor imobiliário (a garantia predominante em nosso conjunto de dados) geralmente carrega um alto valor fundamental. Além disso, nossos resultados demonstram que em 40 % dos casos pode ser encontrado um acordo amigável (resgate) entre o banco e o devedor. Uma influência positiva na taxa de recuperação pode ser demonstrada para os casos em que um acordo amigável pode ser alcançado.

Em segundo lugar, os estudos existentes sobre taxas de recuperação geralmente utilizam dados de apenas um banco (por exemplo, Dermine e Neto de Carvalho 2006; Grunert e Weber 2009; Leow e Mues 2012; Zhang e Thomas 2012; Tong et al. 2012, 2013), o que levanta a questão da generalidade dos resultados empíricos. Nosso conjunto de dados vem do BAG, um banco especializado na aquisição de empréstimos não realizados. Portanto, podemos analisar uma amostra de 909 empréstimos inadimplentes que foram feitos por 123 bancos diferentes, e nossos achados não são impulsionados pelas ações particulares de um único banco.

Em terceiro lugar, outros estudos também foram capazes de provar a visão intuitiva de que as taxas de recuperação são significativamente mais altas se os empréstimos forem garantidos (por exemplo, Thorburn 2000; Grunert e Weber 2009; Qi e Yang 2009; Bastos 2010; Gürtler e Hibbeln 2013). No entanto, a maioria dos estudos de taxa de recuperação considera o valor colateral como dado (exceções são, por exemplo, Jokivuolle e Peura 2003; Somers e Whittaker 2007; Leow e Mues 2012). Analisamos de perto a valorização da própria garantia e, em particular, a valorização da garantia no setor imobiliário. Alguns estudos para o mercado alemão analisam a relação de rendimentos de garantia (proventos realizados divididos pelo valor fundamental da garantia assumida pelo banco) (Franks et al. 2004; Schaaff 2009; Grunert 2010). Esses estudos mostram que os rendimentos realizados são, em média, menores do que a avaliação original da garantia. Nossos resultados confirmam essas descobertas anteriores. Para o banco de origem, a avaliação (valor de mercado) da garantia em imóveis baseia-se no relatório de avaliação, que é um proxy para o preço de venda esperado. Uma vez que o relatório de avaliação deve considerar todos os fatores possíveis que influenciam no valor do imóvel, o preço de venda realizado não deve diferir sistematicamente do valor esperado. Pela primeira vez em pesquisa de taxa de recuperação, nosso método usa um índice baseado em códigos postais para medir a atratividade da localização de um imóvel e para providenciar a melhor discriminação possível entre diferentes locais e tipos de propriedades. Demonstramos que a condição, bem como a localização do imóvel, mesmo que em média, não são adequadamente consideradas nos relatórios

de avaliação. Para corrigir esse viés sistemático, desenvolvemos um modelo para prever a relação de rendimentos para eliminar o viés na valorização das propriedades.

Em quarto lugar, os bancos geralmente aplicam um corte de cabelo fixo ao valor colateral. Para garantia em imóveis, este corte de cabelo varia entre 10 e 40 % na Alemanha (ver, por exemplo, Grunert e Weber 2009; Bruhn 2009; Pfnür 2011). Assim, aplicamos cortes de cabelo fixos nos valores colaterais para ajustar as taxas de colateralização e explicar novamente a taxa de recuperação. Em comparação com os cortes de cabelo planos, usamos proporções de rendimentos previstas para ajustar o valor de mercado dos imóveis. Assim, obtemos uma taxa de colateralização ajustada que também pode ser usada para explicar a taxa de recuperação. Ambos os ajustes das razões de colateralização aumentam consideravelmente o poder explicativo do modelo original, enquanto os modelos de corte de cabelo têm pior desempenho em termos de poder explicativo em comparação com os modelos que utilizam as razões de colateralização ajustadas pelo modelo.

Além disso, a validade de nossos resultados pode ser demonstrada usando vários testes fora da amostra. Nossos achados indicam que a análise combinada dos níveis colateral e de mutuários deve ser uma parte importante da análise de fatores que influenciam a taxa de recuperação em futuros estudos empíricos.

Nosso estudo fornece insights valiosos sobre a prática bancária no que diz respeito à concepção de modelos adequados e fornece assessoria de otimização no que diz respeito à coleta e processamento de dados. Os resultados são de particular importância para os bancos de pequeno e médio porte, como bancos de poupança e bancos cooperativos. O segmento de clientes analisado aqui é a clientela central para esses negócios. E os bancos, devido ao seu tamanho, muitas vezes não têm o número adequado de casos para realizar uma análise comparável.

Nosso trabalho está estruturado da seguinte forma. Na Seita 3, derivamos nossas hipóteses de pesquisa e apresentamos o conjunto de dados. Em seguida, analisamos nossas hipóteses utilizando análises bivariáveis e multivariadas na Seita 4. Posteriormente, verificamos a valorização da garantia em imóveis para vieses sistemáticos. Na Seita 5, corrigimos os vieses reconhecidos e usamos as taxas de colateralização ajustadas para uma nova abordagem para explicar a taxa de recuperação. A seção 6 resume os resultados.

CONCLUSÃO

Anteriormente, a pesquisa acadêmica, bem como a prática bancária, se concentraram em modelos e métodos para estimar a probabilidade de inadimplência (DP). Resultados bem fundamentados para a taxa de recuperação ainda são raros, embora seu número tenha aumentado nos últimos anos. Os bancos que buscam a transição para abordagens avançadas do IRB têm que demonstrar que têm os modelos internos adequados para estimar a taxa de recuperação. Para manter o esforço de coleta e processamento de dados o menor possível, os resultados de estudos acadêmicos poderiam fornecer insights essenciais para identificar os fatores importantes que influenciam a taxa de recuperação. No entanto, a maior parte da pesquisa empírica é baseada em dados bancários dos EUA e do Reino Unido. Esses resultados não podem, ou podem, em certa medida, transferidos para a Alemanha devido a diferenças nas garantias e nos sistemas legais.

Este artigo fornece evidências empíricas para os motoristas da taxa de recuperação para clientes de varejo e comerciais na Alemanha, com base em um conjunto de dados de 909 clientes inadimplentes exatamente deste segmento de mercado cujos empréstimos originais eram com 123 bancos diferentes. Podemos confirmar uma relação positiva entre a razão de colateralização, bem como o tipo de processo de treino e a taxa de recuperação. Além disso, demonstramos o importante papel do resgate no processamento de empréstimos problemáticos, pois um acordo amigável com um cliente já inadimplente foi alcançado em 40 % dos casos. Quanto aos dois grupos de clientes (varejo e comercial), torna-se óbvio que uma análise separada é necessária, pois há efeitos diametralmente opostos para algumas das variáveis de controle (por exemplo, o EAD). No total, nosso modelo é capaz de explicar 63 e 67 %, respectivamente, da variância das taxas de recuperação dos clientes medidas com o R2 ajustado, embora pareça provável que este resultado seja meramente baseado na garantia no setor imobiliário.

Devido à grande influência da garantia baseada em imóveis, analisamos a valorização dos imóveis incluídos nos dados definidos com mais detalhes. A relação de rendimentos, ou seja, a relação entre o preço

de mercado realizado e o valor de mercado esperado, é de apenas 78 % em média. Esse resultado é surpreendente porque a valorização na forma do valor de mercado (esperado) já deveria ter incluído todos os fatores que influenciam o valor. Uma análise multivariada da relação de rendimentos mostra que, entre outros, a condição do imóvel não é considerada adequadamente no valor derivado dos relatórios de avaliação. O mesmo acontece com a atratividade da localização do imóvel. Para aproximar a atratividade de um local, pudemos usar um índice baseado em código postal, dependendo do tipo de propriedade. Posteriormente, desenvolvemos um modelo de previsão para a relação de rendimentos para eliminar o viés sistemático identificado no valor de mercado. Dessa forma, o presente artigo vai além de estudos anteriores.

Em um próximo passo, usamos a relação de rendimentos previstos para ajustar o valor de mercado dos imóveis. Assim, obtemos uma taxa de colateralização ajustada e, em seguida, criamos taxas adicionais de colateralização ajustada, aplicando-se, de acordo com a prática bancária comum, cortes de cabelo fixos de 20 e 30 % para a garantia em imóveis. A nova análise da taxa de recuperação fornece vários novos insights. Em primeiro lugar, o poder explicativo dos modelos pode ser aumentado ajustando-se pelos vieses reconhecidos e utilizando a razão de colateralização ajustada. Isso é confirmado por um teste (parcialmente) fora da amostra. Portanto, podemos concluir que nossos modelos que usam o parâmetro de correção superam os modelos não ajustados e os modelos de corte de cabelo plano. Em segundo lugar, algumas das variáveis de controle para clientes de varejo perdem sua influência anteriormente significativa. A análise combinada nos níveis de mutuário e colateral deve, portanto, ser uma parte crucial da análise dos fatores que influenciam a taxa de recuperação em futuros estudos empíricos.

Nossos resultados fazem uma contribuição importante para a pesquisa acadêmica. Por um lado, a análise deve ser aplicada separadamente para cada grupo de clientes, pois variáveis únicas podem funcionar de forma diametralmente oposta. Por outro lado, fatores que influenciam a taxa de recuperação identificada em outros estudos (em especial para clientes de varejo), podem ser causados pela avaliação tendenciosa da garantia. Estudos futuros devem, portanto, não considerar o valor da garantia como um dado. Além disso, os bancos devem rever sua prática atual de cortes de cabelo fixos e, em vez disso, aplicar ajustes do valor colateral, dependendo dos atributos associados da garantia apresentada em nosso estudo. Além disso, o modelo final é capaz de explicar uma grande fração da variância da taxa de recuperação (R^2 ajustado equivale a aproximadamente 70-77 %) e é capaz de identificar a razão de colateralização como o condutor essencial da taxa de recuperação. Portanto, a prática bancária deve concentrar-se na razão de colateralização e sua forma imparcial. Para permitir uma análise sistemática da razão de colateralização, a coleta e o processamento de dados devem focar na criação de bancos de dados para garantias imobiliárias sobre as quais houve inadimplência.