

KAPOSVÁRI EGYETEM
GAZDASÁGTUDOMÁNYI KAR
Pénzügy és Számvitel Tanszék

Doktori Iskola vezetője:
DR. KERÉKES SÁNDOR
egyetemi tanár, az MTA doktora

Témavezető:
DR. SZÁZ JÁNOS
egyetemi tanár

SCORING RENDSZEREK HATÁSAI A GAZDASÁGI
TŐKESZÁMÍTÁS SORÁN ALKALMAZOTT
PORTFÓLIÓMODELLEK EREDMÉNYEIRE

Készítette:
MADAR LÁSZLÓ
KAPOSVÁR
2014

DOI: 10.17166/KE.2015.008

TARTALOMJEGYZÉK

1.	BEVEZETÉS	5
2.	IRODALMI ÁTTEKINTÉS	6
3.	A DISSZERTÁCIÓ CÉLKITŰZÉSEI	9
4.	A DISSZERTÁCIÓ MÓDSZERTANI ÖSSZEFOGLALÁSA	10
4.1.	CREDIT SCORING RENDSZEREK ALAPJAI	12
4.1.1.	<i>Alapvető döntési helyzet</i>	12
4.1.2.	<i>Scoring rendszerek</i>	15
4.2.	PROBIT ÉS LOGIT MODELLEK	18
4.2.1.	<i>A probit és logit modell felépítése</i>	18
4.2.2.	<i>Credit scoring modellek közötti választás, a logisztikus regressziós modell kiválasztásának indoklása</i>	22
4.2.3.	<i>Scoring modellezés folyamata</i>	26
4.3.	SCORING MODELL ÉRTÉKELÉSE	33
4.3.1.	<i>CAP-görbe</i>	34
4.3.2.	<i>ROC-görbe</i>	36
4.3.3.	<i>LIFT-görbe</i>	37
4.3.4.	<i>Kolmogorov-Szmirnov statisztika</i>	39
4.4.	KOCKÁZATI PARAMÉTERBECSLŐ MODELLEK	39
4.4.1.	<i>Nemteljesítési valószínűség, a portfólió minőség mérőszáma</i>	40
4.4.2.	<i>Default ráta</i>	41
4.4.3.	<i>Default ráta számítási módszertanok</i>	42
4.5.	PD BECSLÉSI MÓDSZERTANOK.....	46
4.5.1.	<i>Logaritmusos gyakorisági kalibráció</i>	47
4.5.2.	<i>Elemzés során alkalmazott kalibrációs lépések</i>	51
4.5.3.	<i>Közös skála alkalmazása</i>	52
4.6.	PORTFÓLIÓ MINŐSÉG MÉRŐSZÁMAI	53
4.6.1.	<i>Portfóliómodellek típusai</i>	56
4.6.1.1.	<i>Strukturális modellek</i>	57
4.6.1.2.	<i>Redukált modellek</i>	61
4.6.1.3.	<i>ASRF modellkeret</i>	63
5.	EREDMÉNYEK	64
5.1.	<i>VIZSGÁLATHOZ RENDELKEZÉSRE ÁLLÓ ADATKÖRÖK BEMUTATÁSA</i>	64
5.2.	<i>SCORING RENDSZER KIALAKÍTÁSA</i>	70
5.3.	<i>DEFAULT RÁTA ÉS BECSÜLT PD ALAKULÁSA</i>	79
5.4.	<i>GAZDASÁGI TÖKESZÁMÍTÁS</i>	83
6.	KÖVETKEZTETÉSEK, JAVASLATOK	86
6.1.	<i>BÁZEL III MEGOLDÁS: ANTICIKLIKUS TŐKEPUFFER</i>	88
6.2.	<i>MINŐSÍTŐ RENDSZEREK KIVEZETÉSE AZ IRB MÓDSZERBŐL</i>	90

6.3.	TTC ADÓSMINŐSÍTŐ RENDSZEREK KIALAKÍTÁSA	92
7.	ÚJ ÉS ÚJSZERŰ TUDOMÁNYOS EREDMÉNYEK.....	93
8.	ÖSSZEFOGLALÁS	94
9.	ENGLISH SUMMARY	96
10.	KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS	98
11.	MELLÉKLETEK.....	99
11.1.	SCORING ADATBÁZIS JELLEMZŐI	99
11.2.	SCORING FEJLESZTÉS SORÁN KÉPZETT MUTATÓSZÁMOK	100
11.3.	RATING MODELL FUTTATÁSI LOGJA	103
12.	IRODALOMJEGYZÉK	107
13.	A DISSZERTÁCIÓ TÉMAKÖRÉBEN MEGJELENT PUBLIKÁCIÓK	110
13.1.	IDEGEN NYELVEN TELJES TERJEDELEMBEN MEGJELENT KÖZLEMÉNYEK..	110
13.2.	MAGYAR NYELVŰ TELJES TERJEDELEMBEN MEGJELENT KÖZLEMÉNYEK..	110
14.	A DISSZERTÁCIÓ TÉMAKÖRÉN KÍVÜLI PUBLIKÁCIÓK	111
14.1.	IDEGEN NYELVEN TELJES TERJEDELEMBEN MEGJELENT KÖZLEMÉNYEK..	111
14.2.	MAGYAR NYELVŰ TELJES TERJEDELEMBEN MEGJELENT KÖZLEMÉNYEK..	111
15.	SZAKMAI ÉLETRAJZ.....	112

TÁBLÁZATJEGYZÉK

1.	TÁBLÁZAT – TŐKESZÁMÍTÁS VIZSGÁLAT PORTFÓLIÓJÁNAK IDŐBELI MEGOSZLÁSA.....	66
2.	TÁBLÁZAT – EGYES TERÜLETEKEN VIZSGÁLT PÉNZÜGYI MUTATÓSZÁMOK DARABSZÁMAI	69
3.	TÁBLÁZAT – A MINŐSÍTÉSI RENDSZER EGYVÁLTOZÓS ELEMZÉSE	73
4.	TÁBLÁZAT – RATING MODELL EGYÜTTTHATÓI.....	74
5.	TÁBLÁZAT – JELENTKEZÉSI SCORING MODELL TELJESÍTMÉNYMÉRŐ SZÁMAI.....	75

ÁBRAJEGYZÉK

1.	ÁBRA – PROBIT ÉS LOGIT VALÓSZÍNŰSÉGEK SZIGMOID ELOSZLÁSFÜGGVÉNYE	19
2.	ÁBRA – PROBIT PONTSZÁMOK MEGHATÁROZÁSA.....	20
3.	ÁBRA – JELENTKEZÉSI SCORECARD MEGFIGYELÉSI ÉS PERFORMANCIA IDŐSZAKA..	31
4.	ÁBRA – VISELKEDÉSI SCORECARD MEGFIGYELÉSI ÉS PERFORMANCIA IDŐSZAKA	32
5.	ÁBRA – MINTA KIALAKÍTÁSA SCORING RENDSZER FEJLESZTÉSE SORÁN.....	32
6.	ÁBRA – CAP-GÖRBE ÉS GINI INDEX.....	35
7.	ÁBRA – ROC-GÖRBE ÉS AUC INDEX.....	37
8.	ÁBRA – LIFT GÖRBE	38
9.	ÁBRA – KOLMOGOROV-SZMIRNOV GÖRBÉK ÉS KS STATISZTIKA	39
10.	ÁBRA – CENZORÁLT DEFAULT RÁTA SZÁMÍTÁSA	45
11.	ÁBRA - GYAKORISÁGI KALIBRÁCIÓ LOGIKÁJA	48

12. ÁBRA – CENTRAL TENDENCY MEGHATÁROZÁSÁNAK FOLYAMATA	49
13. ÁBRA: BÁZELI TŐKEKÖVETELMÉNY SZÁMÍTÁSI LOGIKA	54
14. ÁBRA – A VÁLLALAT ESZKÖZÉRTÉKÉNEK VÁLTOZÁSA A 0-T IDŐSZAK ALATT.	59
15. ÁBRA – POPULÁCIÓ SZÉTBONTÁSA FEJLESZTÉSI ÉS TESZT/VALIDÁCIÓS MINTÁRA .	66
16. ÁBRA – VIZSGÁLT PORTFÓLIÓ MÉRETE	67
17. ÁBRA – VIZSGÁLT PORTFÓLIÓ NEGATÍV ESEMÉNYEINEK JELLEMZŐI	67
18. ÁBRA – EGYEDI VÁLTOZÓELEMZÉS 1 – NATURÁLIS ELOSZLÁSOK VIZSGÁLATA.....	70
19. ÁBRA – RATING RENDSZER CAP GÖRBÉJE	76
20. ÁBRA – RATING RENDSZER ROC GÖRBÉJE.....	76
21. ÁBRA – JELENTKEZÉSI SCORING RENDSZER LIFT GÖRBÉJE	76
22. ÁBRA – JELENTKEZÉSI SCORING RENDSZER KOLMOGOROV-SZMIRNOV GÖRBÉJE.	77
23. ÁBRA – GINI ÉS IV INDEXEK IDŐBELI ALAKULÁSA.....	77
24. ÁBRA – DEFAULT RÁTA, PD ÉS CENTRAL TENDENCY A TÉNYLEGES ADATOKON.....	79
25. ÁBRA – PD KALIBRÁCIÓJAKOR FIGYELEMBE VETT HATÁSOK	80
26. ÁBRA – TŐKEKÖVETELMÉNYEK PD ÉS DEFAULT RÁTA ALAPJÁN	85
27. ÁBRA – SPEKULATÍV RATING OSZTÁLYOK DEFAULT RÁTÁI, SAJÁT SZÁMÍTÁS (MOODY'S, 2013)	88

KÉPLETJEGYZÉK

1. EGYENLET - PROBIT TRANSZFORMÁCIÓ	19
2. EGYENLET – LOGIT TRANSZFORMÁCIÓ.....	20
3. EGYENLET – LOGIT MODELL RÉSZLETES DEFINÍCIÓJA	21
4. EGYENLET – LIKELIHOOD-FÜGGVÉNY A LOGIT MODELLBEN.....	21
5. EGYENLET – LOGIT FELTÉTELES VALÓSZÍNŰSÉGEK SZORZATA.....	21
6. EGYENLET – LOGIT MAXIMUM LIKELIHOOD FÜGGVÉNY LEVEZETÉSE 1	22
7. EGYENLET – LOGIT MAXIMUM LIKELIHOOD FÜGGVÉNY LEVEZETÉSE 2	22
8. EGYENLET – LOGIT MAXIMUM LIKELIHOOD FÜGGVÉNY LEVEZETÉSE 3	22
9. EGYENLET – LOGISZTIKUS REGRESSZIÓ MINTAFÜGGETLENSÉGÉNEK LEVEZETÉSE .	25
10. EGYENLET – TORZÍTOTT MINTÁS LOGISZTIKUS REGRESSZIÓS PARAMÉTERBECSLÉS EREDMÉNYE.....	25
11. EGYENLET – WEIGHT OF EVIDENCE MUTATÓ SZÁMÍTÁSA.....	29
12. EGYENLET – INFORMÁCIÓS ÉRTÉK MEGHATÁROZÁSÁNAK KÉPLETE.....	34
13. EGYENLET – CENZORÁLT DEFAULT RÁTA SZÁMÍTÁSA.....	44
14. EGYENLET – BAYES TRANSZFORMÁCIÓ	50
15. EGYENLET – IRB TŐKEFÜGGVÉNY KÉPLETE	63
16. EGYENLET – KORRELÁCIÓS PARAMÉTER AZ EGYÉB RETAIL TŐKEFÜGGVÉNYBEN ..	63

1. BEVEZETÉS

A 2004-ben elfogadott Bázeli II irányelvek¹ számos újdonságot tartalmaztak egy biztonságosabb bankrendszer megteremtése érdekében. Az egyik ilyen új elem az volt, hogy a bankszektor fejlett bankjainak meghatározott minimum követelmények teljesülése esetén megengedték, hogy azok saját portfóliójuk kockázatának ismeretében kiszámítsák hitelkockázati tőkekövetelményük mértékét. A tőke a bank veszteségét felszívó puffereként működik, ekképpen mértéke nagy hatással van arra, hogy egy gazdasági válság esetén mennyire tud ellenálló lenni a bank, és mennyiben szorul esetleges külső segítségre a csőd elkerülése érdekében (avagy lesz fizetésképtelen végső soron).

A bank tőkekövetelményét meghatározó számítási modelleket összefoglaló módon gazdasági tőkemodelleknek² hívhatjuk, jellemzőjük, hogy a bank belső portfóliójából származó információk, adatok alapján számítják ki a gazdasági tőke megfelelő mértékét. Ez nagyon nagy lehetőség a bankok számára, hogy a korábbi kockázat-érzéketlen modellek helyett a jobb portfóliókra alacsonyabb tőkekövetelményt, a rosszabb portfóliókra pedig magasabb tőkekövetelményt határozzanak meg, és így a jobban működő, biztonságosabb bankok kedvezményezettjei legyenek a rendszernek.

A bankrendszer szintjén a szabályozói elv az volt, hogy az alacsonyabb tőkekövetelmény célok miatt jobb portfóliók lesznek képesek kialakulni, és ezáltal a bankszektor egésze biztonságosabb lehet. Korábban a kockázati modellezés inkább a piaci kockázatok területén volt jellemző, ahol a napi rendszerességgel megfigyelhető és publikusan elérhető információk lehetővé tették az egyszerű gyakorisági becsléseket és a kvázi-normalitási feltevéseket, azonban a bankok veszteségeit domináló hitelkockázatra a gazdasági tőkemodellek voltak az első számítási módszerek.

1 Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework, June 2004

2 A disszertációban a gazdasági tőkemodell, portfóliómodell néven is hivatkozok ezekre a modellekre, és beleértendőek a szabályozó által meghatározott modellek (mint például a Bázeli II ajánlásban definiált IRB tőkekövetelmény számítási módszertan modellje), illetve az intézmények által belső célokra alkalmazott modellek egyaránt.

A Bazel II ajánlás bevezette azt a háromrétegű modellrendszert, amely meghatározza a gazdasági tőkekövetelmény szintjének teljes mértékét. Ezen belül első szinten a scoring modellek döntenek el azt, hogy egy banki potenciális vagy meglevő ügyfél jó-e vagy rossz (ordinális besorolást adva rájuk). A második szinten a kockázati paraméterbecslő modellek becsülnék a gazdasági tőkemodellhez szükséges számítási paramétereket, ezen belül kiemelt szerepet kap a nemteljesítési valószínűség, avagy PD³, amely már egy numerikus becslést ad az ügyfelek kockázatára, megbecsülve nemteljesítésük várható mértékét a következő egy évre vonatkozóan. A harmadik szint a gazdasági tőkeszámítás szintje, amely a kapott információkat felhasználva próbálja meg kiszámítani a szükséges tőkekövetelmény mértékét.

A szabályozó elvi szinten deklarálta, hogy olyan minimális tőkekövetelmény tartása szükséges, amely mellett a bankok a felmerülő gazdasági sokkeseményeket 99.9%-ban külső segítség nélkül, csupán saját tőkéjüket felhasználva túlélnek. Azonban dolgozatomban megmutatom, hogy a szabályozó által meghatározott minimum követelmények nem biztosítják azt, hogy a jelenlegi számítási modellt követve az intézmények 1000 gazdasági sokkeseményből csak egyszer szoruljanak külső segítségre. A szabályozói minimum követelményeknek is az eredménye, hogy a gazdasági válság során az intézmények elégtelen tőkével rendelkeztek, a számított minimális tőkekövetelmény mértékük alacsony volt, állami beavatkozásokra volt szükség és az Egyesült Államokban banki csődhullám volt megfigyelhető. Ez a modellek olyan problémájára utal, amelyet a jelenlegi szabályozás nem kezel, amely okainak részben a scoring rendszerek minimumkövetelményeiből fakadó problémák feltárására tesz kísérletet a dolgozat.

2. IRODALMI ÁTTEKINTÉS

A gazdasági portfóliómodellek az 1990-es évek végén és 2000-es évek elején alakultak ki, ebben az időszakban vált sürgetővé az intézmények számára egy olyan – először legalább belső célokra alkalmazható – modell kialakítása, amellyel a portfólióban rejlő tényleges kockázat megragadható. Ennek oka vélhetően a már rendelkezésre álló fejlett számítástechnikai kapacitás, valamint a válságesemények egyre gyakoribbá válása lehetett.

3 A hazai gyakorlatban is a kockázati paraméter angol rövidítése honosodott meg, azaz a Probability of Default, rövidítve PD.

A hitelkockázati modellezés gyökerei a piaci kockázatok modelljeiből fakadnak. Mint ahogyan a piaci kockázatok területén a kötvények és opciók értékváltozása egyre jobb és szofisztikált módszerekkel mérhetővé vált (Medvegyev & Száz, 2010), úgy követték sorban annak alkalmazásai a hitelkockázat területén is. A VaR modellek, portfólió modellek mind-mind először piaci kockázati területeken váltak ismertté, és kerültek implementálásra a jóval adatszegényebb hitelkockázat területére.

A portfóliómodellek a hitelkockázat területén több irányból kerültek kialakításra. A jelenlegi szabályozásban szereplő módszertan alapjait (Gordy, 2003) fektette le, aki egy egyfaktoros, redukált modell mellett tette le a voksát. Az ún. redukált modellek minden esetben valamilyen valószínűség-számítási eszközzel leírható modell alapján határozzák meg a tőkekövetelmény szintjét, bemeneti változóikat egyszerű konstansként vagy valószínűségi eloszlásként kezelik. Ezzel szemben a másik modelleszalád, a strukturális modellek valamilyen folyamatot vagy struktúrát feltételeznek, amely feltételezhetően teljesül a gazdaságban. Az elképzelt struktúra valamilyen állapota fogja okozni az ügyfél csődjét, és egyúttal a veszteség realizálását a banknál.

(Gordy, 2003) redukált módszere azért volt praktikus, mivel a modell változóival kapcsolatban nem volt explicit modellezési követelmény, portfólió-invariáns kezelésmódot tett lehetővé, azonban számos implicit követelmény⁴ teljesülését a modell feltételezte. (Gordy, 2003) cikke (Wilson, 1998) és (Wilde, 1997) alapján definiálta a modellt, amely cikkek alapját képezték a mai piacon is árusított redukált portfóliómodell megoldásoknak. Így a Bazel II hitelkockázati szabályozási modellről elmondható, hogy a piacról származik, a bankszektor ismereteit igyekszik felhasználni.

A tőkekövetelmény tényleges meghatározásához a napjainkbeli modellek szinte kivétel nélkül a kockáztatott érték (VaR) módszertan szerint határoznak meg egy küszöbértéket, amely megfelel a szükséges védőháló nagyságának. Tapasztalataim alapján az esetek néhány százalékában alkalmaznak a gyakorlatban a VaR módszertantól eltérő modelleket, pl. Expected shortfallra épülő módszertant esetleg más kockázati mértéket.

⁴ A Bazel II IRB módszerében az egyes hitelek egy végtelenül granuláris portfólió részét kell képezzék. A feltételes várható veszteség sokkjai stabilak és azonosan minden országban. A feltételes várható veszteség feltételes PD paramétere a Marton-modell szerint becsülhető, normális eloszlású a modellbeli gazdasági faktor, amelytől a PD függ. Részletesebben lásd (Basel Committee of Banking Supervision, 2005)

A VaR modelleket a piaci kockázati területen alkalmazták először, mivel ezen a területen álltak rendelkezésre publikus és nagy számosságú, statisztikailag szignifikáns mennyiségű adatok. A VaR modellt a pénzügyi kockázatkezelési területen a J.P. Morgan nevezetű amerikai befektetési bank definiálta először 1997-ben (J.P. Morgan & Co, 1997), amikor publikussá tette addig belső használatú piaci kockázatmérési modelljét (természetesen ezzel egyidőben egy RiskMetrics elnevezésű kockázatkezelési megoldás formájában megvásárolhatóvá is vált a megoldás). Szakirodalomban (Jorion, Measuring the Risk in Value at Risk, 1996) foglalta össze hűen a VaR modellek tulajdonságait és kockázatait, amely alapján a VaR számításban alapműnek tekinthető, magyar nyelven is megjelent „A kockázatotott érték” c. könyv is megszületett (Jorion, A kockázatotott érték, 1999).

A tőkekövetelmény ciklikusságának irodalma a Bázeli II bevezetése előtt tetőzött, számos irodalom (például (Giesecke & Weber, 2004), (Allen & Saunders, 2003)) jelent meg a ciklikusság veszélyeire hívva fel a figyelmet.

A portfóliómodellek alapján képező kockázati paraméterbecslések és a scoring irodalma nagyon sokrétű. A portfóliómodellek értékelésére a bankok nem csupán a hagyományos, új hitelek kihelyezésénél aktív jelentkezési scoringot alkalmazzák, hanem a mindenkori portfólió állapotot tükröző viselkedési scoring rendszereket, illetve vállalati oldalon az állományi rating rendszereket. A rating/scoring modelleket bevezető tanulmány (Altman, 1968) definiálta először egy működőképes vállalati rating modell fejlesztésének lépéseit, lakossági oldalon a scoring modellek alapjait (Orgler, 1970) foglalta össze és az alapok ettől kezdve nem sokat változtak. Módszertani finomítások jelentek meg, az Altman-féle diszkriminancia-analízis helyett a logisztikus regresszió és modellesaládjá lett az iparági sztenderd, de modellezés-technikailag a cikkben leírt elvek megmaradtak.

Napjaink scoring irodalmát már nem a modellezés mozgatja, hanem a kockázati paraméterek becslése. A legutóbbi, 2013-ban megrendezett Edinburgh-i Credit Scoring konferencián már a specializált felhasználási területeken való alkalmazás, illetve a PD, LGD és EAD modellek becslési technikái voltak középpontban⁵.

⁵ <http://www.business-school.ed.ac.uk/crc/conferences>, többségben voltak az előadások, amelyek specializált területeket érintettek (pl.: Low Default Portfolios - Probability of Default (PD) Calibration Conundrum; Reject Inference with Nested Conditional

A scoring rendszerek tőkekövetelményre való hatásának elemzése nem egy gyakori kutatási téma, mivel nagyon átfogó ismeretet igényel mind a credit scoring, mind a kockázati paraméterbecslési, mind a portfóliómodellek területén. További nehézséget okoz a scoring kutatási irodalomban, hogy kutatás alapján képező adatok jellemzően intézményi titoknak számítanak, mind az ügyfelekről gyűjtött és rendszerezett információk köre, mind az ügyfelek késedelmességét tartalmazó, ügyfélviselkedési leíró adatok területén.

3. A DISSZERTÁCIÓ CÉLKITŰZÉSEI

A disszertáció két hipotézist vizsgál meg részleteiben:

1. A scoring rendszerek statisztikai előrejelző képessége jelentősen megváltozik válság időszakban
2. A scoring rendszerek által előrejelzett PD érték (és ezen keresztül az értékvesztés és a gazdasági tőkeszint) jelentősen megváltozik válságidőszakban

Céлом annak bemutatása, hogy követve a szabályozói előírásokat, megfelelően stabil és a szabályozónak megfelelő vállalati rating rendszer alakítható ki, amely látszólag alkalmas lehet arra, hogy hosszú távú PD értékeket becsüljünk az eredményéből. Várakozásaim szerint az 1. hipotézist cáfolni tudom, mivel a jelenlegi scoring szakirodalmi eszközök és eljárások alkalmasak egy időtálló modell módszertan kialakítására. A disszertációban bemutatott technikákkal és módszerekkel az adatokon egy stabil adósminősítő rendszer kialakítása lehetséges.

A második hipotézis vizsgálata során bemutatom, hogy a szabályozói előírásokat betartva, a bankok olyan PD módszertant alakítanak ki, amely által előrejelzett PD értékek jelentősen megváltoznak a válság során. Mivel nincsen megtiltva, hogy addicionális elemeket alkalmazzanak a bankok a PD modellek kialakítása során, így nem kizárható egy stabil PD-t becselő modell kialakítása, de a szabályozói előírásokat követve és a klasszikus PD becslési technikákat alkalmazva egy ciklusokkal együtt ingadozó PD értéket kaphatunk. Ennek megfelelően várakozásom az, hogy a hipotézist igazolni tudom.

Models Based on Joint Risk and Fraud Scores), az általánosabb, modellmódszertani előadásokból elszórva lehetett találni (pl.: Evaluating alternate classification algorithms in first party retail banking fraud).

A jelenlegi szabályozási struktúra a scoring rendszerekre vonatkozó minimum követelményeiben és a portfóliómodellekre vonatkozó minimum követelményeiben egymásnak ellentétes igényeket határoz meg. Ez abból fakad, hogy míg a scoring rendszerek célja a portfólió minél pontosabb kockázatának megragadása, azaz a portfólió minél gyakoribb, teljeskörű és pontosabb átértékelése, úgy a gazdasági tőkemodellek célja a hosszú távon stabil tőkeszint képzése és kialakítása. Mindehhez tartozó szabályozói minimumkövetelmények megkívánják a portfólió rendszeres, minimum egyévente történő újraértékelését, és a kockázati paraméterbecslések minimum éves felülvizsgálatát, korrekcióját. Az intézmények így sztenderd kockázati kategóriákba sorolják az adósokat, amely kockázati kategóriák stabil, időben állandó kockázati paraméterekkel (PD és LGD) értékekkel bírnak. Az eredő tőkekövetelmény azonban igencsak ciklikus, mivel nincsen megszabva, hogy az egyes kockázati paraméterek között milyen migráció lehet, és ennek hatását hogyan lehetne előre (ciklusokon átívelő módon) figyelembe venni. A szabályozó által definiált redukált modellkeret nem alkalmas ennek kezelésére, és ebből fakadóan az eredő tőkekövetelmény erőteljesen prociklikussá válik: válságidőszakban a migráció miatt és az éves recalibráció miatt jelentősen megnövekedhetnek a becsült PD értékei.

A disszertációban bemutatom a probléma minden részletét, egy szabadon elérhető vállalati portfólión levezetem a jelenleg tipikus intézményi modellépítés jellemző menetét, és demonstrálom, hogy a jelenlegi szabályozói hosszú távra vonatkozó scoring fejlesztési és PD becslési követelményeket teljes mértékben betartva mennyire ingadozó és instabil PD, értékvesztés és tőkehelyzet jellemzi a példaportfóliót. Bemutatom, hogy a jelenleg javaslati szakaszban levő Bázeli III követelményrendszer miképpen kezelné ezt a problémát, és hogy az miért inkább egy reaktív eszköz és miért nem jelent valós megoldást. Végezetül javaslatot teszek több módszerrel is arra, hogy ezt a felmerült problémát miképpen lehet jobban kezelni, mint a jelenlegi módszerek ezt lehetővé teszik.

4. A DISSZERTÁCIÓ MÓDSZERTANI ÖSSZEFOGLALÁSA

A disszertációban egy valós vállalati példaportfólión keresztül demonstrálom az elemzés tárgyát képező hitelkockázati problémát, amely láthatóvá teszi a scoring rendszer fejlesztése során, illetve a PD modell

fejlesztése során milyen hatások érvényesülnek. Ehhez szükséges egy teljes fejlesztési folyamat és PD kalibrációs folyamat elvégzése.

Bemutatom a példa portfólió alapvető adatait, jellemzőit. A demonstrációhoz a publikus hazai vállalati mérlegbeszámoló adatokat, és az e-cegkozlonyben található csőd- és felszámolási információkat használtam fel. A rendelkezésre álló adatok segítségével kialakítom a kockázatértékelésre szánt minősítő rendszer paramétereit, és értékelem a portfóliót – a szabályozói követelményeknek megfelelően minimum évente egyszer. Az intézményi éves rendszerességgel újraminősítem az állományt a felparaméterezett minősítő rendszer segítségével. A szabályozói követelmények alapján a kockázati paraméterbecslő modellek közül létrehozok és kalibrálok egy PD modellt, az LGD⁶ és EAD⁷ modelljét jelenleg figyelmen kívül hagyom, fix értéknek tételezem fel a disszertáció során. Ez azért szükséges, mert bár a jelenlegi válság megmutatta, mennyire megváltozhatnak az LGD értékei stresszhelyzetben a fedezetek értékvesztésével, ennek elemzésére egyáltalán nem állnak rendelkezésre publikus adatok. Így elemzésem tárgya kimondottan a PD kockázati paraméter elemzésére fókuszál. Az EAD értéke jóval stabilabb a többi kockázati paraméternél, válságon kívül és válságban is jelentős a nemteljesítés előtti lehívás aránya, nem igazán tud tovább romlani válság során. EAD-t jelen elemzés során nem szükséges becsülni, mivel kalkulációm során nem keretjellegű hitelösszeggel számolok (azaz nincsen lehetősége az adósnak előzetes kontroll nélkül növelni a bank felé fennálló kitétséget). A hitelek összegét nem számítom ki, százalékos mértékben fejezem ki a kiszámított eredményeket.

Végezetül kiszámítom egy egyszerű redukált portfólió modell segítségével (ASRF portfóliómodell), hogy mekkora lenne a gazdasági tőke nagysága, és bemutatom, hogy annak ellenére, hogy minden szabályozói követelményt betartottam a számítások során, mennyire ciklikus is lett a végső tőkekövetelmény mértéke. Strukturált modellszámítást nem végzek, mert bár a rating kategóriák közötti átmenetmátrixok számszerűsíthetőek, a strukturált számítás eredménye

6 Loss Given Default, azaz LGD modell azt a feltételes valószínűséget számszerűsíti, hogy amennyiben egy hitel nemteljesítővé válik, mekkora lesz a realizált veszteségráta. Az elemzés során fix 45%-os értéket alkalmazok, amely megegyezik a szabályozói alap IRB esetén alkalmazott mértékkel.

7 Exposure at Default azaz EAD modell azt számszerűsíti, mekkora lesz az ügyfél felé fennálló kitétség a nemteljesítés pillanatában.

függ a hitelek mindenkori diszkontált összegétől is (ami függ a kamatlábtól), amely így további feltételezések használatát tenné szükségessé. A tőkeszámítási modell módszertan választásának várhatóan nincsen jelentős hatása a tőkeszámítási eredményre.

Ezt követően tudok megfogalmazni olyan módszertani javításokat, javaslatokat, amely stabilabb, időszakokon átívelő PD értéket és tőkekövetelmény számításokat tudnak eredményezni.

A fenti gondolatmenet illusztrálásához jelentős eszköztárra van szükség, amelyek bemutatása a következő fejezetekben megtörténik. Külön bemutatom az alkalmazni kívánt hitelkockázati modellt, a kockázati paraméterbecslő modellt és a gazdasági tőkemodelleket is. Az alkalmazott módszertanok közül csak a felhasznált eljárásokat ismertetem, és indoklásomban kitérek arra, milyen megfontolások vezérlik a módszertani választásaimat. A gyakorlati munkám során alkalmazott iparági legjobb megoldásokat használom, amelyekről bemutatom, hogy teljes mértékben megfelelnek a jogszabályi követelményeknek.

4.1. Credit scoring rendszerek alapjai

4.1.1. Alapvető döntési helyzet

A kockázati eloszlásoktól függően döntően kétfajta elméleti módszert különböztethetünk meg a belső minősítések alkalmazásakor. Az egyik fajta kockázati tényező-eloszlás jellemzően statisztikailag jól kezelhető eseményeket tömörít, a megfigyelt események tömegesen jelentkeznek, és relatíve kis hatásúak a bank szempontjából. A hitelminősítés témakörében ez jellemzően a lakossági, valamint a kisvállalkozási⁸ (hitelezési) kockázatokat jelenti. Ezen típusú kockázati faktorok kezelésére jöttek létre az úgynevezett *retail scoring rendszerek*, amelyek pár lényeges, a visszafizetési hajlandóságot jellemző változót kiragadva próbálják jellemezni, hogy az adott alany melyik – a bank által felállított – kockázati csoportba tartozik, s hogy az adott személy milyen kockázati felárral, milyen drágán jusson kölcsönhöz, hitelhez.

8 Small business entities – kisvállalkozások és a bank szempontjából jelentős kockázatot nem képviselő közepes vállalkozások. Továbbiakban a „lakosság”, háztartás” fogalmába beleértem az ilyen kisvállalkozásoknak nyújtott hiteleket is, mivel ezek csak jogilag térnek el a tényleges lakosságtól, statisztikailag azonban egy mintaként kezelhetők.

A másik jellemző kockázati tényező-eloszlás a statisztikailag rosszul kezelhető, ritkán bekövetkező, de nagy hatású eseményeket jelenti. A vizsgált témakörben ez jellemzően a nagyvállalati hitelezést foglalja magában, amikor egy vagy több bank nyújt a bank portfóliójához képest nagy hitelt egyes vállalatoknak. Ez a fajta kockázati faktor megállapítás *corporate rating rendszerekkel* oldható meg. Ezen rendszerek jellemzően komplexebb felépítésűek, összetettebb és kifinomultabb kockázattértékelést tesznek lehetővé, és teret engednek a szubjektív értékeléseknek is.

A lakossági hitelezés felfutása – Magyarországon különös tekintettel a 2004-2008-as évben megfigyelhetett ingatlanhitelezés felfutásra – arra ösztönözte a bankokat, hogy lakossági üzletágukban egyre pontosabb modelleket alakítsanak ki, valamint hogy saját hitelezési kockázataikat a lehető legkisebb mértékre szorítsák le. A nagy mennyiségű, statisztikailag jól kezelhető adat viszonylag jó alapul szolgál a hitelinformációs rendszerek alkalmazásához.

A scoring modellek legfőbb célja annak az igen-nem kérdésnek az eldöntése, hogy a bank régi vagy leendő ügyfele megkapjon-e egy adott kölcsönt vagy hitelt, valamint az is, hogy milyen feltételeket teljesítsen az adott ügyfél. Fontos a megkülönböztetés a régi illetve a leendő ügyfél között, mivel a régi ügyfélről sok plusz információ áll a bank rendelkezésére, azaz személyhez köthető egyedi adatokkal rendelkezik az adott retail ügyfél viselkedéséről, amelyeket felhasználhat a hitel elbírálásakor. Az ilyen adatokat felhasználó scoring rendszerek külön ágat képviselnek a scoring irodalomban, viselkedési (behavioral) scoringnak hívják ezeket. Az új ügyfélről a bank nem tud szinte semmit, így maximum egy bankközi hitelinformációs rendszer segítségével juthat adatokhoz az adott személyről, de alapjában véve csupán a szocio-demografikus adatokból nyert statisztikai valószínűségekre hagyatkozhat, azaz a múltbeli adott paraméterekkel rendelkező sokaság teljesítési illetve nemteljesítési szokásait használhatja fel, s próbálhatja meg előrejelezni a jövőt.

A bank szempontjából a bázeli csoportosítás szerint a lakossági hitelkihelyezésnek három fontos eleme létezik: a *nemteljesítési valószínűség*, azaz a Probability of Default (PD), az adott hitelkihelyezéshez kapcsolódó *kitettség*, azaz az Exposure at Default (EAD), valamint a *vesztésgráta*, azaz a Loss Given Default (LGD). Ezek közül a kockázati komponensek közül a PD az, amely kvantitatívan legpontosabban meghatározható, sokféle módszer és elmélet született

ennek megbecslésére. A credit scoring irodalom jó része csupán erre az egy komponensre összpontosít: azaz mi a valószínűsége annak, hogy adott statisztikai ismérvekkel jellemezhető hitelfelvevő nem fog fizetni. A PD számszerűsíthetősége, s a többi komponens kvantifikálhatatlansága miatt a credit scoring modellek jó része nem fordít figyelmet az LGD-re és az EAD-re. Ez nem biztos, hogy jó a bank szempontjából, hiszen fontos a nemteljesítés mértéke, azaz, hogy mekkora összeget nem teljesít, illetve teljesít késedelmesen az adott hitelfelvevő, és ugyancsak fontos a bankot érintő veszteség mértéke ($LGD \times EAD$), azaz annak a mértéke, hogy nemteljesítés után mennyi tényleges veszteség hárul át a bankra, és mennyire tudja érvényesíteni a bank a hitel fedezeteit⁹.

A bázeli bizottság megállapítása szerint is nehezen számszerűsíthetők a kockázat bizonyos faktorai (Basel Committee on Banking Supervision, 2005). A PD a kockázatmérés jól kvantifikálható része, mivel alapvető statisztikai módszerekkel jól kezelhető sokaságról van szó. Azt, hogy a modell jól méri-e a PD-t, statisztikai validációs eljárásokkal ellenőrzik. Megkülönböztetik a PD-nél a becslő modell szétválasztási képességét (discriminatory power), azaz annak a képességét, hogy a modell mennyire pontosan differenciál a két alapvető osztály, a fizető és a nemteljesítő ügyfelek között. A PD jóságának másik része, a PD kvantifikálása más néven a modell kalibrációja, már problémásabb téma. Itt is lehet statisztikai módszereket alkalmazni, de főleg a PD-k közötti (nehezen mérhető, s a modellbe nehezen beépíthető) korrelációs hatások miatt a mérőmodellek konzervatívak, csak a legkirívóbb eseteket képesek felfedni, nem tudnak igazán jól különbséget tenni aközött, hogy melyik PD becslési módszertan a legjobb.

Amennyiben a bank a Bázeli Tőkeegfelelési Egyezmény sztenderd módszerét illetve az alap IRB módszert alkalmazza, akkor továbbra is a hagyományos scoring modelleket érdemes használnia, mivel azok jól működnek a hiteldöntések elbírálásakor, valamint IRB módszer esetén alkalmasak lehetnek a PD becslésére. Amennyiben a bank viszont fejlett belső minősítésen alapuló módszert alkalmaz, úgy érdemes megfontolnia egy integráltabb credit scoring rendszert, amely nemcsak a hitelbírálatához szolgáltat adatokat, hanem a bank szavatolótőke allokálási szintjéhez is, valamint az LGD és EAD becslésén keresztül olyan feltételeket szab az

⁹ Nem említem meg itt külön a kitettséget (EAD), mivel a banki veszteség az az EAD és az LGD szorzata. Az EAD a teljes kitettség nagyságát határozza meg pénzürtéken, míg az LGD egy százalékos mutató, a kitettségre vetítve.

ügyfél számára, amely a banki kockázatokat, valamint az ehhez tartozó szavatolótőke nagyságot minimalizálja, azaz szerepet játszik a Bázeli II-es követelmények teljesítésében.

Most is fontos megkülönböztetni, hogy ugyan a lakossági hitelezés a banki portfólióban a fenti kockázati tényezőkön (PD, LGD, EAD) alapul, azonban hogy ezeket jól meg lehessen becsülni, a banknak az adott személyt illetve vállalkozást érintő *minden* kockázati faktorról számolni kell. Tehát egy jó PD becsülő rendszerhez meg kell ismerni a hitelkérelmezőt érintő üzleti, stratégiai, pénzügyi és egyéb kockázati faktorokat, valamint az ügyfél minden statisztikailag releváns paraméterét is.

4.1.2. Scoring rendszerek

A hitelkockázat felmérésében és kezelésében fontos szerepet kapnak a banki adósmínősítő (rating és scoring) rendszerek. Ezen rendszerek alap gondolata, hogy egy „nyer-nyer” szituációt hozzanak létre mind a hitelnnyújtó, mind a hitelfelvevő számára a hitelkockázatok jobb kezelése által. Tehát a bank olyanoknak nyújtson és annyi hitelt, akik várhatóan visszafizetik az adott kölcsönt, s olyanoknak nem, akik erre nem képesek. Így ha csökken a hitel teljesítési kockázata, akkor a bank, ha a versenyhelyzet rákényszeríti, biztonsággal tovább tudja csökkenteni hitelei költségeit, illetve a hitelkamatot.

Az adósmínősítő rendszerek kialakulását leginkább az „adverse selection” problematikája ösztönözte (Stiglitz & Weiss, 1981). Ez azt jelenti, hogy a hitelfelvevő sokkal pontosabb képpel rendelkezik saját hitelvisszafizetési hajlandóságáról, mint a hitelező. Rating és scoring rendszerek segítségével a hitelkérelmezőkkel kapcsolatos pontosabb és kiterjedtebb információk elérhetővé válik lehetővé. Ez a hitelpiacok hatékonyabb működését jelenti, mivel a hitelezők számára lehetővé teszi a visszafizetési kockázat pontosabb megítélését, s ez által az adott hitel pontosabb beárazását.

Egy bankon belüli adósmínősítő rendszer nyilvántartja a bank ügyfeleinek nyújtott hiteleket, azoknak a jellemzőit, valamint tartalmaz egy historikus statisztikai mintát, hogy segítséget nyújtson a banknak ügyfelek osztályozásában.

A sikeres hitelbesorolást meghatározó tényezők a következők: az *alapszűrt* minősége (azaz az adatok teljessége, pontossága és hitelessége) valamint a *döntéshozó modell minősége* (egyes ügyletek

kezelése, valamint a döntéshozó folyamat átgondoltsága, jellemzői) (Kiss, 2003). Míg az első tényező inkább technikai jellegű megoldást kíván, azaz az alapadatok pontos, statisztikailag rendezett logikus gyűjtését és rendszerezését, addig a döntéshozó modell kezelése komplexebb probléma.

Egy adott banki hitelügylet élettartama folyamán több kérdés merül fel:

- 1) A hitel odaítélésekor:
 - a) Kapjon-e egyáltalán hitelt az adott kérelmező?
 - b) Milyen feltételek mellett kapjon hitelt az adott kérelmező?
- 2) A hitel folyósítása után, a hitelügylet folyamata során:
 - a) Valami ok miatt be kell-e avatkozni a hitel visszafizetési folyamatába?
 - b) Ha szükség van beavatkozásra, akkor milyen feltételek mellett folytatódjon a hitelügylet?

A scoring rendszerek régebben alapvetően az első két alkérdésre keresték a választ, mivel a hitel odaítélése előtt volt nagy szükség arra, hogy minősítsék azokat. A mostani fejlett rendszereknek már nemcsak a hitel odaítélése előtt kellene minősíteniük az egyes ügyleteket, hanem a teljes időtartam alatt, s véleményezniük kellene azokat. A véleményezés akkor fontos, amikor valamilyen probléma adódik az egyes ügyletekkel, meghatározza, hogy az adott helyzetben a hitelintézet milyen stratégiát kövessen, hogy a visszafizetést maximalizálja – adjon-e fizetési halasztást, érvényesítse-e a biztosítékait, esetleg adjon-e egy kisebb áthidaló kölcsönt.

A credit scoring célja kettős: egyrészt maximalizálni kell a hitelkihelyezésből származó árbevételt, másrészt minél kockázatmentesebben kell a lakossági portfóliót kialakítani. Ezek a célok egymásnak ellentmondóak, mivel a banki hitelkihelyezésekre is igaz, hogy a nagyobb hozamú hitelkihelyezések kockázatosabbak is, illetve a kockázatosabb hitelkihelyezéseken magasabb hozamot lehet realizálni. A credit scoring feladata annak meghatározása is, hogy milyen mértékben vállalják a bankok ezeket a kockázatokat.

Egy jó credit scoring rendszer valójában egy szakértői rendszer, azaz egy intelligens döntéshozatalra képes tudásbázis-alapú rendszer, amely döntéseit képes meg is indokolni. Négy alapvető jellemzője van az ilyen rendszereknek:

- a) Tudásbázison alapul – a mai rendszerek technikai megoldásában adattárházak alkalmaznak.

- b) A tudásbázist tudja módosítani, növelni, karbantartani, releváns adatokat kikeresni, összesíteni.
- c) Szabályokat és modelleket felhasználva következtetni tud (új hitelt elfogad illetve elutasít).
- d) Indokolni tudja döntését (kijelentézi a legrelevánsabb döntési kritériumait).

A rendszer három fő részre bomlik. Az első rész az *alapvető információs rész*, amely tárolja az eddigi adatokat lehetőleg több dimenzióban csoportosítva, valamint tartalmazza azokat a szabályokat, amelyekre e döntését alapozza. Ezt a részt a rendszer fejleszteni tudja, nemcsak az alapvető adatokat, hanem a döntéshozatalhoz felhasznált szabályokat is – hibás döntések esetén felülvizsgálja például az egyes szempontok súlyát, s módosíthatja azt, vagy új releváns faktorokat vehet be a modellbe. A második rész a *felhasználói felület*, amelynek logikusan felépítettnek, könnyen kezelhetőnek kell lennie, biztosítva azt, hogy lehetőleg hibás vagy téves adat ne kerüljön a rendszerbe, mivel az módosítani tudja esetleg a rendszer jövőbeli döntéseit is. Így ügyelni kell arra, hogy az adatbevitel legalább egyszer ellenőrzött legyen, valamint a lehetetlen értékeket a rendszer automatikusan visszautasítsa. A harmadik rész a *döntési rendszer*, amely a modelleket felhasználva kiértékeli az új elemet, döntést hoz, hogy a jelentkező kapjon-e hitelt vagy sem. Itt fontos szerepet kap az, hogy milyen értékelő modellt használ a rendszer. A hitelek kiértékeléséhez sokféle különböző modellt alkottak, amelyek közül a legismertebbek az alábbiak (Oravecz, 2007):

- a) Lineáris valószínűségi modellek
- b) Probit és logit modellek
- c) Diszkriminancia-analízisre épülő modellek
- d) Matematikai programozás
- e) Klasszifikációs fák (rekurzív particionáló algoritmusok)
- f) Legközelebbi szomszédok modell
- g) Neurális hálók

A fenti modelleket a következő részben tárgyalja átfogóan a disszertáció. Modellszintű részletes bemutatást csak a logisztikus regresszióról adok, mivel az a disszertációbeli elemzéshez választott módszertan.

A klasszifikációs módszerek legtöbbje alapvetően arra a fenti kérdésre ad választ, hogy kapjon-e az adós hitelt, azaz a kezdetben feltett négy alapkérdés közül csupán az elsőre válaszolnak („Kapjon-e egyáltalán hitelt az adott kérelmező?”). Jellemzően ordinális skálával dolgoznak, azaz egymáshoz képest rendezik az egyes hiteleket, de azok tényleges

kockázattartalmáról nem adnak felvilágosítást, az a különálló PD modell része. A kockázattartalomról a kockázati paraméterbecslő modellek adnak felvilágosítást.

A hitel scoring valamint a kapcsolódó viselkedési scoring modellek legfőbb feladata az ügyfelek csoportokba való rendezése. Így a scoring problémák a klasszifikációs analízis területén alkalmazott megoldásokkal közelíthetőek meg leginkább. Ennek megfelelően a regressziós módszertanok azok, amelyek leginkább testhezállók, és azon belül is a logisztikus regresszió. Ennek a modelltípusnak a jó tulajdonságait ismertetem a dolgozatomban.

Az alapvető scoring rendszerek azt próbálják meg eldönteni, hogy adott ismérvek mentén az adott statisztikai jellemzőkkel bíró egyén milyen valószínűséggel fog teljesíteni illetve nem teljesíteni. A modellek felhasználhatják a viselkedési scoring rendszerek által továbbított (az adott alrendszer szemszögéből külső) adatokat is – azaz a bank meglévő ügyféladatait alkalmazhatják az ügyfél minősítésének pontosítására, ha azok hozzáférhetőek (adott személy a számlavezető bankjánál vesz fel hitelt) – valamint a hagyományos scoring előrejelzés elemeit, alapvető statisztikai becslésekre hagyatkozva.

4.2. Probit és logit modellek

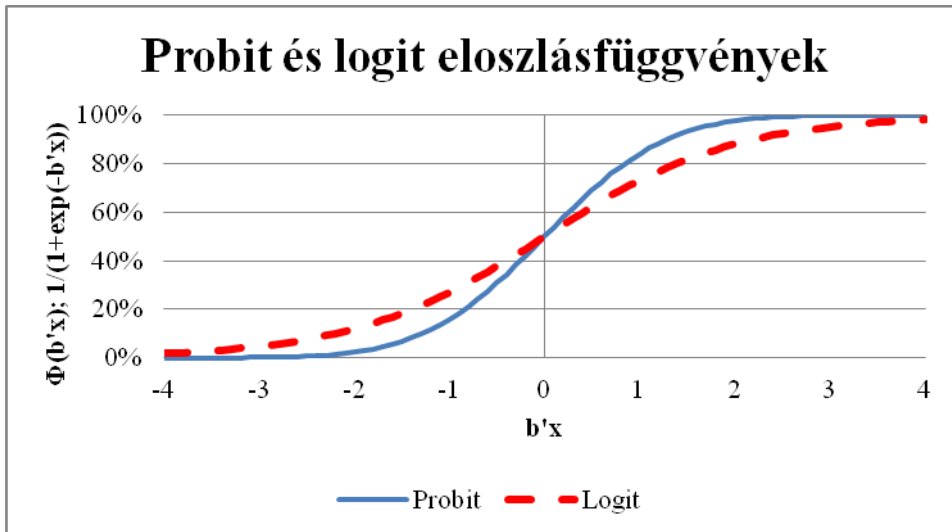
4.2.1. A probit és logit modell felépítése

A probit modellt (Bliss, 1935) vezette be a 30-as években, orvostudományi területen, innen vette át később a közgazdaságtudomány. Maga a név a „probability unit”, azaz a valószínűségi egység megnevezésre utal. A logit modell elnevezése hasonlóképpen a logisztikus egység fogalmából ered. A két modell tartalmilag igen közel áll egymáshoz, így érdemes őket együtt tárgyalni.

A probit és logit modell korrigálja a lineáris regresszió egyik hibáját, a $[0,1]$ intervallumon túli értékek problémáját.

Mindkét modell nemlineáris módon transzformálja az eddig lineárisnak tekintett összefüggéseket. Valójában tehát ezek is lineáris alapokon nyugvó modellek, amelyek eredményváltozóját oly módon határozzuk meg, hogy nulla és egy közé essen. A modellek ehhez olyan transzformációkat használnak fel, amelyek megtartják az eredményváltozó monotonitását a kumulatív eloszlásfüggvények segítségével, a függvények alatti területek meghatározásával.

A transzformáció úgy történik, hogy a lineárisan felírt paraméterek összegéből kapott pontokra alkalmazzuk a választott eloszlásfüggvény (normális vagy logisztikus függvény) kumulatív eloszlásfüggvényét, amely a bemenő $\pm\infty$ közötti értékeket 0 és 1 közé szorítja. Az alábbi ábrák illusztrálják ezt a folyamatot. Mindkét görbe átfogja a valós számok teljes halmazát, nulla és egy közötti eredményeket adnak, szimmetrikusak, valamint a nullánál metszik egymást, 0,5-öt adva eredményül. A probit és logit modell megfelelő paraméterek mellett szinte tökéletesen egybeesik.



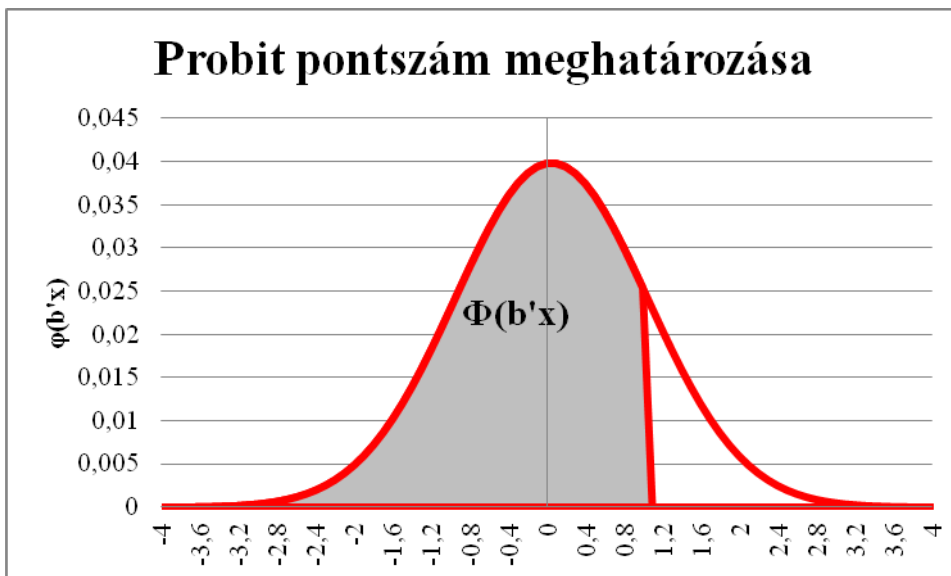
1. ábra – Probit és logit valószínűségek szigmoid eloszlásfüggvénye

Amennyiben a normális eloszlás segítségével transzformálunk, akkor probit modellről beszélhetünk, amely az alábbi módon írható fel:

$$p = \Phi(b'x) = \int_{-\infty}^{b'x} \varphi(z) dz = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{b'x} e^{-\frac{z^2}{2\sigma^2}} dz$$

1. egyenlet - Probit transzformáció

Ez az egyenlet azt mondja ki, hogy a probit modell által leképezett pontszám a normális görbe alatti területtel arányos. Ezt illusztrálja a 2. ábra is.



2. ábra – Probit pontszámok meghatározása

Mivel a normális eloszlás nem írható fel zárt formulaként, csak közelíthető, így kiszámítása nehezebb a logisztikus modellnél. Mivel $b'x$ eloszlása normális, így a probit együtthatók is ebben a térben fejtik ki hatásukat, nem becsülhetők lineáris módszerekkel. A b probit együtthatókat úgy kell értelmezni, hogy egységnyi változás a hozzátartozó független változók értékében b szórással növeli a probit pontszámot.

A logisztikus modell a logisztikus eloszlásfüggvényt használja, melynek előnye, hogy zárt képlettel kiszámítható, s ennek segítségével pontosan, zárt formula segítségével fejezhető ki. Felépítése, működési módja teljességgel megegyezik a probit modellel. A logit modellek által képzett valószínűségi értékek a 2. egyenletben leírt transzformáció segítségével képződnek:

$$p = \Phi(b'x) = \int_{-\infty}^{b'x} \varphi(z) dz = \frac{1}{1 + e^{-b'x}} = \frac{e^{-(b_1x_1 + \dots + b_px_p)}}{1 + e^{-(b_1x_1 + \dots + b_px_p)}}$$

2. egyenlet – Logit transzformáció

Az exponenciális valamint a normális együtthatók a nemlinearitás miatt nem becsülhetők hagyományos regressziós eljárásokkal, a log-likelihood módszer segítségével határozhatók meg az egyes paraméterek értékei.

Manapság a logit modellek népszerűbbek probit társaiknál, mivel az egyes logisztikus együtthatók értelmezhetőek valószínűségi hányadosként is, valamint a zárt képletből fakadóan több eszköz és alkalmazás áll

rendelkezésre a logit modellek kezelésére. Mivel a számítások során a logit modellt alkalmazzuk, ennek számítási és becslési modelljét érdemes részletezni.

Az i adós j mutatószámának (1-től n -ig, azaz a mutatószámok darabszáma) értéke legyen $x_{j,i}$. Az i adós bedőlési valószínűsége $P(Y_i = y_i)$, ahol Y_i azt a változót jelöli, amely bedőlési eseményt jeleníti meg (Y_i értéke bedőlés esetén 1, illetve 0, ha nincs bedőlés). A logit-modell a következőképpen fogalmazható meg:

$$P(Y_i = 1) = \frac{1}{1 + \text{Exp}\left(\underbrace{\alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot x_{j,i}}_{\text{Score}_i}\right)}$$

$$P(Y_i = 0) = 1 - \frac{1}{1 + \text{Exp}\left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot x_{j,i}\right)} = \frac{\text{Exp}\left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot x_{j,i}\right)}{1 + \text{Exp}\left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot x_{j,i}\right)}$$

3. egyenlet – Logit modell részletes definíciója

A paraméterek becslésére likelihood-módszer alkalmazható. Ennek során a paramétereket úgy határozzák meg, hogy maximális legyen a valószínűsége annak, hogy a rossz adósokhoz nagy, a jó adósokhoz kis bedőlési valószínűséget rendelnek hozzá. A likelihood-függvény meghatározása a következő:

$$\begin{aligned} L(\alpha_0, \dots, \alpha_m) &= P(Y_1 = y_1 \cup Y_2 = y_2 \cup \dots \cup Y_m = y_m) \\ &= P(Y_2 = y_2 \cup \dots \cup Y_m = y_m) \cdot P(Y_1 = y_1 | Y_2 = y_2 \cup \dots \cup Y_m = y_m) \\ &= P(Y_3 = y_3 \cup \dots \cup Y_m = y_m) \cdot P(Y_2 = y_2 | Y_3 = y_3 \cup \dots \cup Y_m = y_m) \cdot P(Y_1 = y_1 | Y_2 = y_2 \cup \dots \cup Y_m = y_m) \\ &= P(Y_m = y_m) \prod_{j=1}^{m-1} P(Y_j = y_j | Y_{j+1} = y_{j+1} \cup \dots \cup Y_m = y_m) \end{aligned}$$

4. egyenlet – Likelihood-függvény a logit modellben

Az eredmény a Bayes-tétel alkalmazásával érhető el. Feltéve, hogy a bedőlési események egymástól függetlenek, a feltételes valószínűségek szorzata megegyezik az egyes nemteljesítési valószínűségek szorzatával:

$$L(\alpha_0, \dots, \alpha_n) = \prod_{i=1}^m P(Y_i = y_i) = \prod_{i=1}^m (P(Y_i = 1))^{y_i} \cdot (P(Y_i = 0))^{1-y_i}$$

5. egyenlet – Logit feltételes valószínűségek szorzata

Ha mindkét oldalt egyenlővé tesszük, vesszük a logaritmusát és maximalizáljuk, az alábbi egyenletet kapjuk:

$$\max_{\alpha_0, \dots, \alpha_n} \ln L(\alpha_0, \dots, \alpha_n) = \max_{\alpha_0, \dots, \alpha_n} \sum_{i=1}^m \left\{ y_i \cdot \ln \left(\frac{1}{1 + \text{Exp} \left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot x_{ji} \right)} \right) + (1 - y_i) \cdot \ln \left(\frac{\text{Exp} \left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot x_{ji} \right)}{1 + \text{Exp} \left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot x_{ji} \right)} \right) \right\}$$

6. egyenlet – Logit maximum likelihood függvény levezetése 1

Ennek az egyenletnek az egyszerűsítése után pedig a következőt:

$$\max_{\alpha_0, \dots, \alpha_n} \ln L(\alpha_0, \dots, \alpha_n) = \max_{\alpha_0, \dots, \alpha_n} \sum_{i=1}^m \left\{ (1 - y_i) \cdot \left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot x_{ji} \right) - \ln \left(1 + \text{Exp} \left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot x_{ji} \right) \right) \right\}$$

7. egyenlet – Logit maximum likelihood függvény levezetése 2

Az optimalizálási probléma differenciálásával azután az alábbi eredményt kapjuk:

$$\frac{\partial \ln L(\alpha_0, \dots, \alpha_n)}{\partial \alpha_j} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^m \left(\left(1 - y_i - \frac{\text{Exp} \left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot x_{ji} \right)}{1 + \text{Exp} \left(\alpha_0 + \sum_{j=1}^n \alpha_j \cdot x_{ji} \right)} \right) \cdot x_{ji} \right) = 0 \quad \forall j = 0, \dots, n \text{ mit } x_{0i} \equiv 1$$

8. egyenlet – Logit maximum likelihood függvény levezetése 3

Az α -értékek az utolsó lépésben látható $n+1$ dimenziós, nem lineáris rendszer megoldásaként határozhatók meg. A megoldás a linearitás hiánya miatt analitikusan nem határozható meg. Az azonban megmutatható, hogy a rendszer szigorúan konkáv, így van egyértelmű megoldás. Ez pedig a megfelelő numerikus rutin alkalmazásával megtalálható.

A módszertant a kiválasztott SPSS statisztikai szoftver is alkalmazza, a logisztikus regressziós problémákat a fenti, maximum likelihood módszer segítségével határozza meg, amely ilyen esetben robusztus becslést ad a modell együtthatóira.

4.2.2. Credit scoring modellek közötti választás, a logisztikus regressziós modell kiválasztásának indoklása

A klasszifikációs modellek közül nem feltétlenül egyszerű kiválasztani azt, amelyik az adott bank szempontjából a legideálisabb. A legfontosabb kell legyen az, hogy a bank számára a credit scoring rendszer tényleges hasznot hozzon, s ne csak az üzleti folyamatokat bonyolítsa. A bank kockázatkezelésének minősége azt is megszabja, hogy milyen modellt alkalmazzon a banki credit scoring rendszer.

Az egyszerűbb modelleknek is sok előnyük van, a bonyolultabbak – bár szofisztikáltabbak – kevés tényleges valóságos teszten mentek keresztül, jószerével csak az elméleti műhelyekben léteznek. Nem lehet tehát kimondani, hogy egyes modellek jobbak, mint mások, mindegyiknek megvan a maga előnye és hátránya. Még a legegyszerűbb lineáris regressziót alkalmazó modell is szolgáltatathat a hitelbírálathoz plusz információt, ami szerepet játszhat a banki hitelbírálattal kapcsolatban.

Megfelelő változó kezelés mellett maga a választott klasszifikációs módszertan elhanyagolható különbséget okoz – szélsőségesen fogalmazva a lineáris regresszió is alkalmassá tehető scoring modell fejlesztésére. Tapasztalataim szerint az alábbi kritériumokra kell nagyon ügyelni a scoring rendszer kialakítása során:

- **Nem lineáris változók kezelése:** A logisztikus regressziós modell, mint láttuk a 2. egyenletben, egy olyan speciálisan felépített lineáris modell, amelynek az eredményváltozója egy logit link függvényrel transzformált. Azonban a modell eredménye monoton, megtartja a lineáris regressziós módszertan hátrányát. Ez azt jelenti, hogy azon változók, amelyek lefutása a default ráta mentén nem lineáris, vagy akár „visszafordul” (azaz a változó szerint vagy egy optimális szint, amelynél alacsonyabb vagy magasabb érték is plusz kockázatot jelent), nem becsülhetőek jól a regressziós módszertannal. A regressziós módszertan egy együtthatót ad, amely az adott változó teljes terjedelmére vonatkozik. Ennek megfelelően a nem lineáris változókat kezelni szükséges.
- **Együttes hatású változók kezelése:** Néhány egyedi esetben egy adott változó csak valamely más változóval együtt ad értelmes súlyt, azaz a két mutató együtt kerülhet csak be a regressziós eredménybe (például mi a vállalat jövőbeli értékesítésekre vonatkozó elképzelése, és a bank egyetért-e ezekkel az elképzelésekkel). Mivel a regresszió minden esetben egyedi súlyt képvisel, az ilyen speciális mutatópárosokból érdemes egy mutatószámot képezni, amely az elemzés tárgyát képezheti, azaz egy stabil súlyt kapnak az egyes kimenetek.
- **Korreláló változók kezelése:** Tapasztalataim szerint nagy problémát okoz az, különösen pénzügyi mutatószámok képzése esetén illetve viselkedési scoring rendszerek fejlesztésénél, hogy számos magas korrelációjú változó képződhet, ahol a lineáris modell erőteljesen mintára igazított optimumot képes megtalálni. Ilyen esetekben ugyanis megvan annak a veszélye, hogy korreláló

változópárok kerülnek a modellbe, a pár egyik tagra magas pozitív, a pár másik tagja magas negatív értékkel – a regresszió a különbözetet találta leginkább megfelelőnek arra, hogy beillesse a modellbe. Ez egy nem kívánt hatás, a legjobban azzal lehet védekezni ellene, hogy nem képzünk erőteljesen korreláló változókat, illetve a kiválasztás folyamán korreláció elemzéssel (esetleg főkomponens elemzéssel) kiválasztjuk az erőteljesen korreláló változó csoportokat, és ezen csoportokból csak egy változót használunk a végső modell fejlesztés során. Alternatív módszer lehet, hogy a következő alfejezetben ismertetett Weight-of-Evidence elemzés során transzformált változók esetén csak negatív változó súlyok becslését engedjük meg a logisztikus regresszió során. Ekkor is bekerülhetnek erőteljesen korreláló változók, de a módszertan már a megfelelő súlyt fogja hozzájuk rendelni. Ilyenkor persze a korreláció miatt jelentősen együtt fognak mozogni ezek a változók, de a regresszió ennek megfelelő „feleakkora” súlyt fog hozzájuk rendelni.

- **Extrém értékek kiszűrése:** Meglepően nagy hatással van a logisztikus regressziós modell eredményére az, ha a magyarázó változók között extrém értékkel rendelkező változók vannak. A végső becsült modell nagyon mintafüggő lehet, a logisztikus regressziós eredmény pedig értelmezhetetlenné válik. Az egyik lényegi lépés az, hogy az extrém értékeket kezeljük, mielőtt a regressziós modellt felépítenénk.

A logit modell alkalmazását a hitelintézetekben számos ok indokolja. Először is, a modell eredménye könnyen érthető, könnyen magyarázható, és egy egyszerű, pontozókártya szerű végeredményt szolgáltat. Ez fontos az üzleti elfogadhatóságnál, könnyű a döntéshozókkal egy közérthető modellt elfogadtatni, mint egy nehezen interpretálható, komplex eredménystruktúrát szolgáló alternatívát. A logisztikus regresszió végeredménye könnyen egy scorecarddá konvertálható, paraméterei független, változónkénti súlyként is felfoghatóak, így nagyon egyszerű a végső modellt megérteni, átadni és implementálni.

A modell módszertan érzéketlen a mintabeli default arányra, így a mintavétel jellemzően nem torzítja a modell végeredményét. A mintafüggetlenség az egyik legfontosabb jellemzője a logisztikus regresszióknak, azaz nem szükséges, hogy a teljes banki populáció rendelkezésre álljon a fejlesztéshez. Magyarán, ha egy-két korábbi év csak részlegesen érhető el a fejlesztéshez, az is alkalmazható. A logisztikus regresszió azonban módszertanilag érzéketlen a minta

kiválasztásának módjára, amely az alábbi levezetésben mutatható meg formálisan:

Legyen a $p(1) = \tau_1$ a torzított, a $p_t(1) = \tau_0$ pedig az eredeti mintában levő tényleges default valószínűség (avagy rossz/jó arány), azaz a két halmaz abban különbözzön egymástól, hogy defaultszám szerint másképp vannak összerendezve (pl. a $p(1)$ a torzított 50%-50% rossz-jó arányú minta, míg $p_t(1)$ legyen az eredeti 3-97%-os minta). Ekkor a torzítás aránya $\frac{\tau_1}{\tau_0}$.

Az együtthatók (β) becslése során a teljes mintán az alábbi formában kapunk összefüggést a default valószínűségére: [(1|x), x a változók adott értékét jelöli]

$$p_t(1|x) = \frac{1}{1 + e^{-x \cdot \beta}}$$

Ez alapján a default valószínűség alapján rendezzük sorba az ügyfeleket úgy, hogy a béta együtthatókat monoton átalakításokkal transzformáljuk, megőrizve a sorbarendezést.

Amennyiben ugyanezt felírjuk a torzított mintánkra, és behelyettesítjük a torzítás arányát, az alábbi kifejezést kapjuk:

$$p(1|x) = \frac{\frac{\tau_1}{\tau_0} \cdot p_t(1|x)}{\frac{\tau_1}{\tau_0} \cdot p_t(1|x) + \frac{(1-\tau_1)}{(1-\tau_0)} \cdot (1-p_t(1|x))} = \left[1 + \left(\frac{1}{p_t(1|x)} - 1 \right) \cdot \left(\frac{1-\tau_1}{\tau_1} \right) \cdot \left(\frac{\tau_0}{1-\tau_0} \right) \right]^{-1}$$

9. egyenlet – Logisztikus regresszió mintafüggetlenségének levezetése

Amiből az látható, hogy

$$p(1|x) = \left[1 + e^{-x \cdot \beta + \left(\frac{1-\tau_1}{\tau_1} \cdot \frac{\tau_0}{1-\tau_0} \right)} \right]^{-1}$$

10. egyenlet – Torzított mintás logisztikus regressziós paraméterbecslés eredménye

Tehát a torzított mintán ugyanazon együtthatókat kapjuk meg, ugyanazon béta együtthatókkal becsljük adott ügyfél csődvalószínűségét, mint a teljes mintán, ($-x\beta$), az egyetlen különbség, hogy a becslt valószínűség egy konstans taggal változik (nem lineáris módon, logisztikusan). Ez azt jelenti, hogy a defaultszám szerint torzított mintán becslt logisztikus

regresszió végeredményét változtatás nélkül használhatjuk az ügyfelek sorbarendezésére, ám amennyiben PD-t kívánunk becsülni, azt közvetlenül a logisztikus valószínűség által nyújtott valószínűség alapján nem tehetjük meg.

Formálisan megmutatható az is (kissé bonyolultabb levezetéssel), hogy a paraméterbecslésnél felhasznált likelihood függvény is csak konstans tagjában különbözik a „normál” mintán elvégzett regressziótól, így a béta együtthatók (egyres paraméterek attribútumainak súlyai) változatlanok maradnak (King & Zeng, 2003).

A logisztikus regressziós modell gyorsan számítható, és a legtöbb intézménynél megtalálható statisztikai szoftver támogatja. A módszertan matematikai háttere relatíve egyszerű és üzleti felhasználók által is értelmezhető lépésekből áll össze.

A modell paraméterezésénél könnyen megtalálhatóak az esetleges hibák és ellentmondások, a paraméterezésből kitűnik, ha valamilyen probléma adódik.

A fenti indokoknak megfelelően a disszertáció során a logisztikus regressziós módszertant alkalmazva alakítom ki a vizsgált scoring rendszert.

4.2.3. Scoring modellezés folyamata

Egy adóminősítő rendszer fejlesztése során számos döntési helyzettel kell megbirkózni, amely jelentős hatással lehet egy fejlesztett modell teljesítményére.

Az egyik legfontosabb kérdés, hogy mit helyezzen előtérbe a modellező: a megkülönböztető erőt, vagy a modell stabilitását? A scoring fejlesztések jellemzően keresztmetszeti elemzésekre épülnek, azaz egy adott időszakból összegyűjtik az összes elérhető információt, és ezen fejlesztik ki a modellt. Ez azonban számos esetben nem képes megfelelően hozni az elvárt eredményeket, és a kialakított modell nem működik megfelelően. Ennek oka az, hogy az egyes változók időben instabilak lehetnek, és erejük különbözőképpen változik az idő során: együtt hullámozhat a megkülönböztető erő a válságidőszakokkal, illetve egyszerűen az idő múlásával bizonyos ismérvek elveszíthetik megkülönböztető erejüket, mivel a scoring rendszer maga kiszűri a problémás eseteket. Alacsony megkülönböztető erejű rendszert használva azonban nehezen lehet indokolni, miért is van szükség egy új adóminősítő rendszer kialakítására és bevezetésére.

Ennek megfelelően egy sikeres scoring fejlesztés során több célt egyszerre kell a szemünk előtt tartani, nem olyan egyszerű a modellezési folyamat, hogy az adott keresztmetszeti mintán meg kell találni az optimális súlyeloszlást.

A scoring modellezés során fontos szerepet kap az ismérvek egyedi értékelése, „megismerése”, amely segíti a modellezőt abban, hogy megértse a változó tartalmát, korlátait, időbeli alakulását, és összefüggését a default rátával. Ezt a folyamatit lépést a modellezés előtt egyváltozós elemzésnek hívjuk. Az elemzés részét képezi nemcsak az, hogy megmérjük a változó egyedi teljesítményindexeit, hanem az is, hogy számos ábra segítségével belátást nyerünk a változó keresztmetszeti és időbeli stabilitásába.

Az egyváltozós elemzés nemritkán összekapcsolódik a változók kategorizálásával. Első olvasatra furcsának tűnhet, miért is van szükség a változók kategorizálására egy regressziós elemzés során, ám számos ok miatt praktikusabb a változók kategorizált verzióit használni a scoring során. A kategorizálás egyfajta általános kezelésmód arra, hogy stabil és egységes modell készüljön el a scoring rendszer fejlesztése során. Az alapvető probléma a folytonos változókkal, illetve a regressziós modellel az, hogy lineáris összefüggést tételeznek fel a default valószínűség, mint függő változó, illetve a mutató alapértékei között. Minden esetben, ahol ez nem teljesül, a regresszió során információt veszíthetünk. Ha csak a mutató egy tartománya jelez előre magasabb default rátát, vagy ha van a mutatónak egy „optimális” szintje, ahol alacsony a default ráta¹⁰, akkor a regressziós elemzés szuboptimális eredményt ér el, mivel a regressziós módszertan lineáris összefüggést feltételez a mutatóérték és default ráta között, illetve a reziduumok kvázi-normális eloszlását várja.

A változó kategorizálása során viszont van lehetőség egy olyan transzformációt elvégezni, amely – ha sikerül stabil kategóriákat kialakítani – nagyon pontos kockázati előrejelzést tesz lehetővé. A módszertan szerint nem csupán kategorizáljuk a változókat, hanem egy számítást hajtunk végre, amely az egyes mutató kategóriákat mind azonos számértékkel helyettesíti. Természetes választás lenne a default rátával helyettesíteni az adott kategóriába tartozó mutatóértékeket, mert az együtt mozog a tényleges kockázattal, ahol magasabb a csőd veszélye, az

¹⁰ Ilyen lehet például egy változást mérő mutatószám, ahol jellemző az, hogy a stabilan teljesítő cégek a legbiztonságosabbak, a nagyon dinamikusan növekvő és csökkenő cégek kockázatosabbak.

alapmutatókból képzett mutató ott valószínűsíti magasabb kockázatot. Azonban, mivel logisztikus regressziót alkalmazunk, és ennek megfelelően a regresszió a logisztikus térben keresi az optimumot, matematikailag a legpontosabban az $\ln(\text{default ráta}/(1-\text{default ráta}))$ konverzióval jutunk az általunk kívánatosnak tartott eredményhez. Ennek a transzformációs módszertannak külön elnevezése is van az angol szakirodalomban: Weight of Evidence (WOE) módszer (Siddiqi, 2006).

Elvileg lehetőség volna arra is, hogy a klasszikus módszerrel dummy változókat képzünk, és azokkal futtassuk le a regressziót. Az előző módszertanhoz képest azonban így a változók száma erősen inflálódik¹¹, és a korábban már említett probléma, a változók korreláltsága erősödik. A regresszió így szélsőséges esetben összekavarhatja a változókön belüli default ráta arányokat, olyan függőségi struktúrákat becsülve, amely nehezen érthető és nehezen magyarázható a végső modellben. A WOE módszertan ellenben megtartja az egyváltozós elemzés során kialakított struktúrát, így értelmezhetőbb, stabilabb modellt képez.

A WOE módszer alkalmazása során a folytonos változók csoportosítás történik meg szakértői alapon, figyelembe véve a default eloszlását is az egyes kategóriákban, és az egyes csoportok értékét a csoport WOE értékével definiáltuk. Mivel a default ráta egy látens változó, a különböző csoportosítások instabilak lehetnek. Ugyan vannak matematikai irányított klaszterképző algoritmusok, amelyek képesek lennének egyfajta optimális csoportosítás kialakítására, mégis, itt figyelemmel kell lenni arra is, hogy a mutatószám mely tartományokon értelmes. Szakértői vélekedés is irányíthatja a különböző kategóriák megképzését, amely lehet, hogy statisztikailag nem teljesíti egy klaszterképző eljárás minden részletfeltételét, de végeredményül a kockázat monoton besorolását teszi lehetővé és szakmai oldalról elfogadható, „kerek” határokat definiál¹².

A WOE következőképpen számítható:

$$\text{WoE}_c = \ln\left(\frac{p_c^{\text{good}}}{p_c^{\text{bad}}}\right) = \ln\left(\frac{1-p_c^{\text{bad}}}{p_c^{\text{bad}}}\right)$$

¹¹ Egy n elemszámú kategóriához minden esetben n-1 darab dummy változó képződik

¹² Előfordulhat, hogy egy mutatónál, pl. likviditási rátánál olyan szakértői korlátok léteznek, amelyek közgazdasági elemzőknek sokat mondanak a kockázatról. A klaszterképző eljárások jellemzően szignifikáns különbséget keresnek a default rátában, így számos esetben vagy kis kategóriákat is kialakítanak a klaszterképzés során, vagy nagyon általános felbontást adnak.

$$\text{ahol } p_c^{\text{good}} = \frac{\# \text{jók}_c}{\# \text{jók}} \quad \text{és} \quad p_c^{\text{bad}} = \frac{\# \text{rosszak}_c}{\# \text{rosszak}}$$

Amennyiben p_c^{good} (illetve p_c^{bad}) 0, akkor az adott kategória WoE_c értékét az $1/(\text{jók száma})$ értékkel helyettesítjük (illetve rosszak esetén $1/(\text{összes rossz száma})$).

A WOE-val történő helyettesítés legnagyobb előnye, hogy egyrészt lekezelet a kilógó értékeket, megőrzi a változó nemlineáris összefüggéseit (ellentétben a dummy változókkal történő helyettesítéssel), másrészt a modell végeredményeként kapott scorecard jóval könnyebben értelmezhetővé válik. Amikor azonban a folytonos változó a default ráta (illetve az odds ráta) közötti kapcsolat lineáris, akkor a (kilógó értékektől megtisztított) folytonos alapváltozó és az ebből képzett WOE alkalmazása ekvivalens lehet. Minden más esetben a változó megfelelő kezelésével a WOE módszertan figyelembe veszi a nemlineáris hatásokat is a scoring modell fejlesztése során.

Az egyváltozós elemzés során jellemzően az alábbi elemek kerülnek felrajzolásra:

1. változó nominális eloszlása és kapcsolata a default rátával
2. WOE eloszlása és kapcsolata a default rátával
3. WOE időbeli alakulása és kapcsolata a default rátával

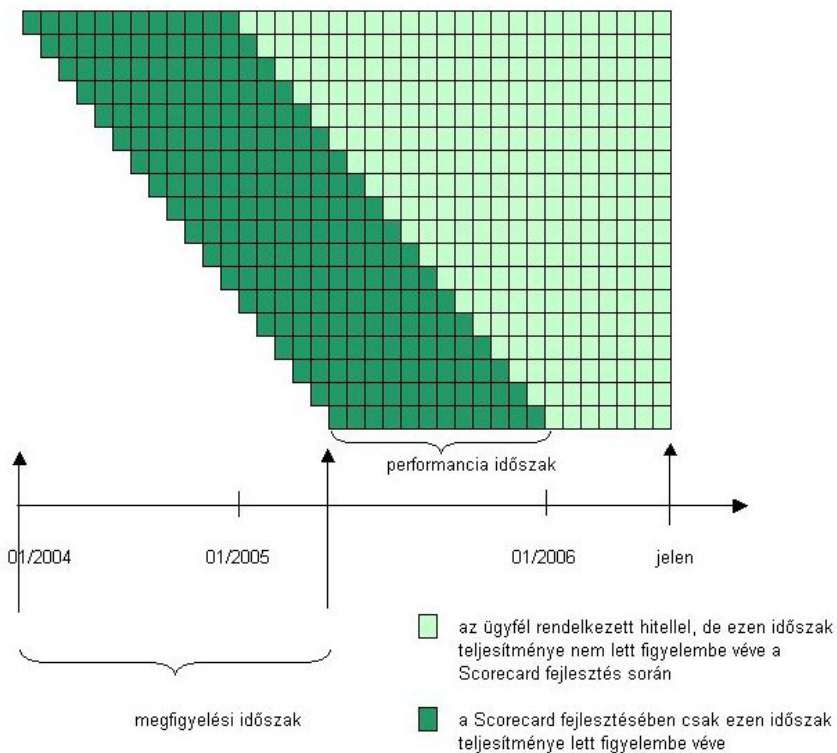
Az egyváltozós elemzés segítségével kiválogathatjuk azon változók halmazát, amely minden tekintetben megfelelő. Egyrészt a változó keresztmetszeti elemzések alapján magas megkülönböztető erővel rendelkezik, másrészt a változó kategorizálása szakértőileg megfelelő, monoton vagy a szakértői feltételezéseinkkel összecseng a default ráta alakulása, harmadrészt időben stabil, default rátát tekintve minden időpontban különálló szinteket megragadó kategorizálást sikerült létrehozni. Amennyiben minden kritériumnak megfelel a változó, alkalmas a scoring modell kialakítására.

A fejlesztési adatbázis összeállítását tekintve meg kell különböztetni azon scoring rendszereket, amelyek adatai időszakosan rendelkezésre állnak (például vállalati hitelezési oldalon évente elérhető mérlegbeszámoló információkból dolgoznak), illetve amely rendszerek adatai csak az indulás pillanatában állnak rendelkezésre. Ahol van lehetőség folyamatos újraértékelésre (mivel vagy a hitelviselkedésből, vagy a vállalat

viselkedését leíró pénzügyi beszámolóról van szó), ott viselkedési típusú értékelésről (scoringról) beszélhetünk, amennyiben csak a hitel indulásakor, speciálisan begyűjtött információk alkotják az értékelés adatait, amelyek később nem vagy csak jelentős energia és költség ráfordítással aktualizálhatóak, abban az esetben jelentkezési típusú viselkedésről beszélhetünk.

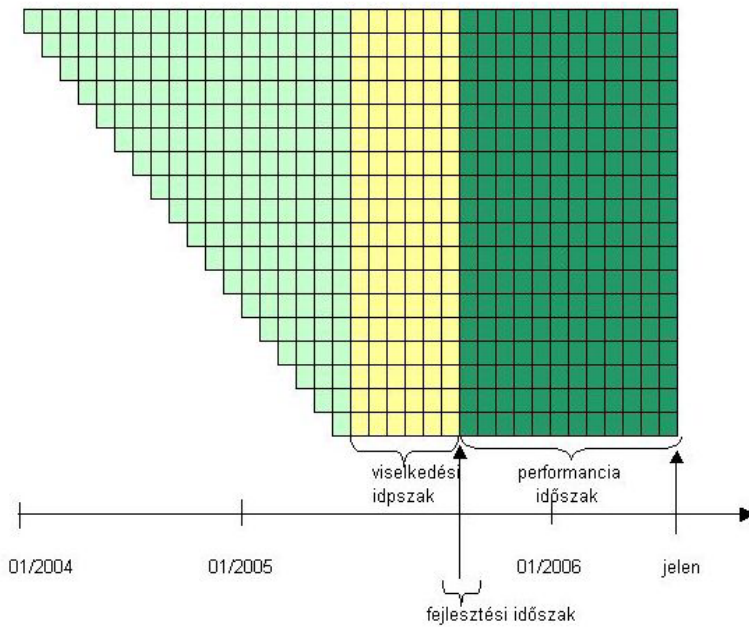
A jelentkezési és viselkedési modell alapvetően a magyarázó változók és az eredmény (performancia) időszak tekintetében különbözik egymástól. Míg a jelentkezési esetében a kitétségek első néhány hónapos teljesítésére szokás a modelleket paraméterezni, a viselkedési scoring esetében egy adott periódus összes aktív ügyfelének azt követő X havi teljesítését tekintjük eredményváltozónak. Az eredmény időszak (azaz az az időszak, amely során a nemteljesítési események bekövetkezését figyelembe veszi a modell) meghatározása a scorecard fejlesztés egyik kezdeti lépése, ami értelemszerűen eltérhet a jogszabályokban a PD becslésénél definiált 12 hónapos követelménytől).

A 3. ábra bemutatja egy jelentkezési scoring fejlesztési időszakának és performancia időszakának felépítési logikáját. Az ábrán látható, hogy minden újonnan bejött ügyfélnek az első, adott hosszúságú (példánkban 12 hónapos) periódus alatti teljesítménye határozza meg az eredményváltozó bináris (teljesítő/nemteljesítő) értékét.



3. ábra – Jelentkezési scorecard megfigyelési és performancia időszakai

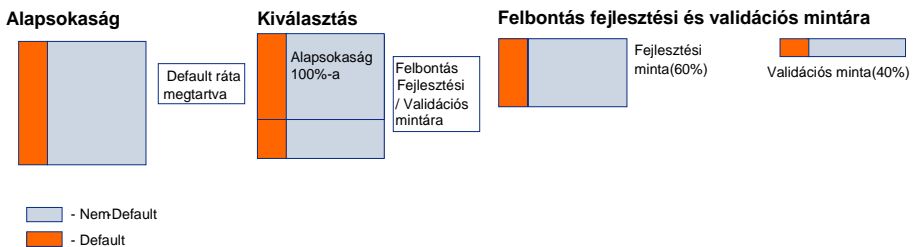
A 4. ábra hasonlítja össze egy viselkedési scoring fejlesztési és performancia időszakait. Egy vagy több meghatározott periódus (például minden év december 31-i állapota) összes aktív ügyfelét be vesszük a fejlesztési mintába és ezeknek a mintavételt követő Z havi teljesítését tekintjük eredményváltozónak. Ha pontos paraméterezést akarunk elérni, érdemes csak azokat a szerződéseket belevenni a mintába, akiknél minden viselkedési változó elérhető. Ez, amennyiben nem csak a legutolsó hat havi információt használjuk fel a viselkedési változók megalkotásához, a rendelkezésre álló adatok nagyobb részét is kizárhatja a fejlesztésből. Így vannak olyan irányzatok is, amelyek azt mondják, hogy az adott periódus valamennyi ügyletét ténylegesen bele kell venni a mintába.



- az ügyfél rendelkezett hitellel, de ezen időszak teljesítménye nem lett figyelembe véve a Scorecard fejlesztés során
- a Scorecard fejlesztésében csak ezen időszak teljesítménye lett figyelembe véve
- viselkedési változók megfigyelési időszaka

4. ábra – Viselkedési scorecard megfigyelési és performancia időszaka

Az adatok összeállítása után kerül sor a megfelelő mintavételre. Egy scoring rendszer fejlesztése során a megfelelő tesztek csak valamilyen szempontból független mintán lehet ellenőrizni.



5. ábra – Minta kialakítása scoring rendszer fejlesztése során

A minta lehet véletlenszerűen független, amikor a populációt teljesen véletlenszerűen osztjuk fel fejlesztési és teszt részekre, illetve lehet időbeli kiválasztás, amikor egy adott fordulónap választja szét a fejlesztési és teszt mintasokaságot. Mivel az aktuális adatok nagyon fontosak a scoring fejlesztése során, jellemzően a véletlenszerű mintakiválasztással találkozunk a gyakorlatban, amely biztosítja, hogy minden releváns időszakból hasonlóan legyen kiválasztva az információ.

A modellezés során több modell verzió is készülhet, az adatok rendelkezésére állától függően. A cél természetesen a minél pontosabb és erősebb modell kialakítása, amely a megfelelően szelektált és kezelt alapvető változók használatával lehetséges. A különböző modellvariánsok leggyakoribb oka, hogy némely adatkör vagy egy adott banki szegmensre vonatkozó adat nem érhető el a teljes históriára vonatkozóan, így készülhet egy korlátozottabb populációt, de több változót vizsgáló logisztikus regressziós modell, illetve egy hosszabb időtávot felölelő, nagyobb populáció fejlesztett, de kevesebb változóra futtatott modell is. A több modell alternatívából ezután már ki lehet választani a szakértőknek leginkább megfelelő végső modellt.

4.3. Scoring modell értékelése

A választott modellcsaládon (logit modelleken) belüli modellek megfelelőségét ún. modellvalidációs tesztekkel lehet ellenőrizni. Ezen tesztek (Basel Committee on Banking Supervision, 2005) alapján kerültek kialakításra, amely tartalmazza a scoring rendszerek mérésére, ellenőrzésére használható módszertanok sokaságát.

A fejezet során a létrehozott modellek és egyedi változók összehasonlításának statisztikai módszertanai kerülnek bemutatásra. A modellek megkülönböztető erejének összevetésére az alábbi módszerek alkalmazhatók:

1. CAP görbe és az ebből számított GINI mutató
2. ROC görbe
3. K-S tesztstatisztika
4. Lift görbe

Az egyedi változók ereje is alapvetően ezen módszerekkel mérhető, azonban a WoE módszertant alkalmazva még egy addicionális mutatószám, az információs érték kiszámítására is lehetőség van. Ez utóbbi csak kategorizált változókra értelmezhető, így egy végső modell

score esetén nehézkesen használható, jellemzően csak azután amikor a végső minősítési kategóriákba sorolás (PD kalibráció) megtörtént.

A WOE értékekből az alábbi módszertan szerint lehet információs értéket (Information Value, IV) számítani:

$$\text{Information Value} = \sum (p_c^{\text{good}} - p_c^{\text{bad}}) \times \text{WoE}_c$$

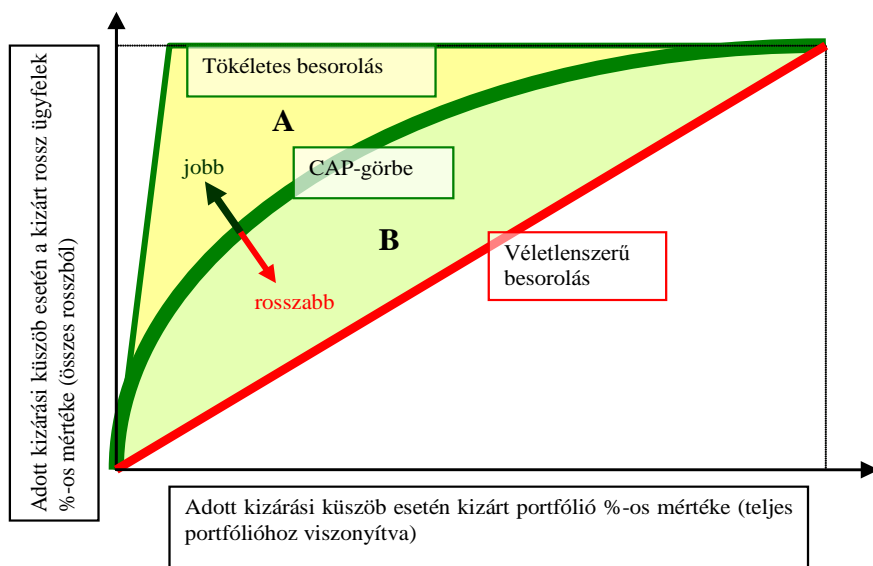
12. egyenlet – Információs érték meghatározásának képlete

A nagyobb érték erősebb magyarázó erejű változót mutat.

4.3.1. CAP-görbe

A **CAP-görbe** a diszkriminatív erő grafikus ábrázolásának kiváló eszköze. A görbe megalkotásához szükség van az ügyfelek pontszámaira és a hozzájuk kapcsolódó default eseményekre. A CAP-görbe x tengelyén a vállalatok kumulált mennyisége (a portfólió adott része), az y tengelyen pedig a hozzájuk tartozó kumulált defaultok száma található. Mindkét tengelyen százalékos adatokat ábrázolunk. Az elemzés során feltételezzük, hogy (nominálisan) magasabb pontszámmal rendelkező ügyfél alacsonyabb becsült default valószínűséget jelent. Annál jobb a minősítő modell, minél több default esik a pontozás alá (azaz rosszabb minősítési kategóriával rendelkező ügyfelekre). Így annál jobb a modell, minél meredekebb a görbe kezdeti része, hiszen ekkor a defaultos ügyfelek kapták a legrosszabb pontokat. Tökéletes rendszer esetén a CAP-görbe kezdetben nagyon meredek, majd egy töréspont után vízszintessé válik. Random, vagyis véletlenszerű hozzárendelést adó minősítő rendszer esetén a görbe egy átlós egyenes lesz, mely a bal alsó sarkot a jobb felső sarokkal köti össze – vagyis ebben az esetben minden egyes pontszámánál azonos valószínűséggel következik be a default esemény. Ebben az esetben a modell egyáltalán nem rendelkezik diszkriminatív erővel. Ugyancsak nem rendelkezik kellő diszkriminatív erővel az a rendszer, mely esetében a görbe a 45 fokos egyenes körül ingadozik, s nem tér el attól látható, szignifikáns mértékben.

Ábrázolva tehát a CAP-görbét az alábbihoz hasonló ábrát kaphatunk:



6. ábra – CAP-görbe és GINI index

Az ábrán levő, piros színnel jelölt átlós vonal jelenti a **véletlenszerű besorolást**, tehát amennyiben az új ügyfeleinknek tetszőleges pontokat adunk, egy ehhez hasonló, átlós CAP-görbére számíthatunk, a mulasztásba került ügyfelek a portfólióban várhatóan egyenletes eloszlást fognak követni.

Az ábrán levő felső, vékonyabb zöld vonal jelzi az elméleti **tökéletes besorolást**, amelynél jobb minősítő rendszer nem létezhet. Ekkor minden egyes később mulasztásba kerülő ügyfél a pontozás legalján szerepel, a magasabb pontszámot már csak a jól teljesítő ügyletek érnek el. Amennyiben sok default van az adatbázisban, a tökéletes rendszer átlós része nem olyan meredek, lassabban fut fel (mivel a függvény csak akkor érheti el a legfelső vízszintes vonalat, ha a portfólióban levő összes defaultos ügyfél pontszáma az adott pontszám alatti).

Normális, valóságos minősítő rendszert tesztelve a CAP-görbe e két véglet között helyezkedik el. Nem bír tökéletes besorolást adni az ügyfelekről, ám viszonylag nagy részben előre tudja jelezni a defaultos egyedeket. Minél jobban közelíti azonban a tökéletes rendszert, és távolodik el egyben az átlós egyenestől, annál jobb megkülönböztető erejű rendszerről beszélhetünk.

A **Gini mutató** a CAP-görbe által vizuálisan reprezentált diszkriminatív erő számszerűsítését teszi lehetővé, azaz ez a CAP-görbe erejének, a megkülönböztető erejének egyik mutatószáma. A számítás során az

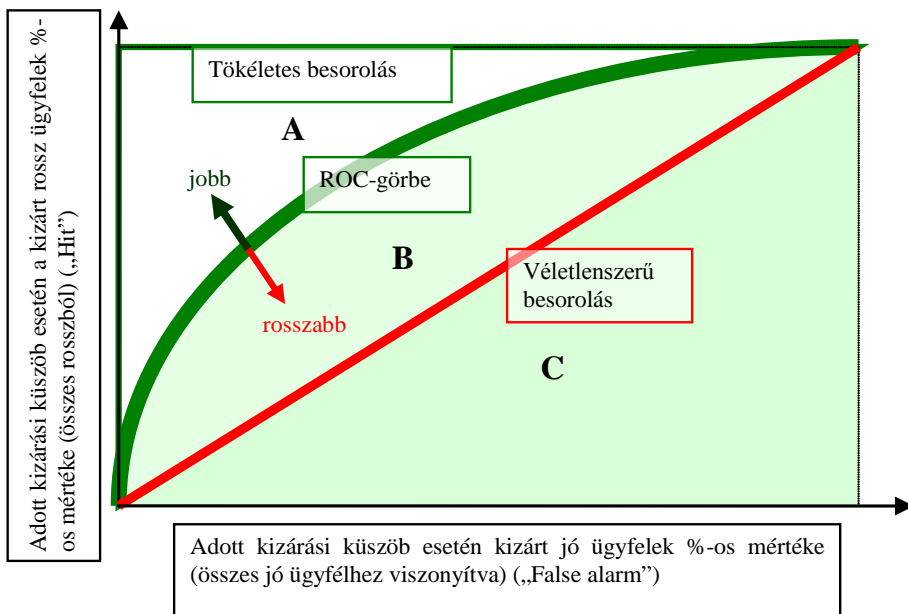
aktuális CAP-görbe és a random görbe közötti területet osztjuk le a tökéletes modell és a random modell közötti különbséggel. A Gini koefficiens mindig 100% és mínusz 100%¹³ között van és annál jobb a modell, minél jobban közelíti a mutató az egyet. A CAP-görbét reprezentáló ábrán az A és B betűkkel jelzett, a görbék közötti területekre vonatkozó jelölésekkel az alábbi módon leírt összefüggést számítjuk ki: $B/(A+B)$.

A CAP-görbe megalkotásához tehát sorba kellett rendezni az adósokat a minősítési kategóriájuk szerint (úgy, hogy a rosszabb minősítéssel kezdődjön a sor) és hozzájuk kellett rendelni, hogy az adott időszakban az adott ügyfél defaultos volt-e vagy sem. Az adósokat gyakorisági osztályokra bontottuk, majd meghatároztuk, mely osztály hány százalékát tartalmazza a rossz adósoknak. A kumulált értékek fenti logika szerint történő ábrázolásával jutottunk a CAP-görbéhez.

4.3.2. ROC-görbe

A minősítési rendszerek teljesítményét a **ROC-görbe** (Receiver Operating Characteristic) segítségével is megvizsgáltuk. Ehhez első lépésként szükséges az ún. cut-off pont meghatározása, amelynek értéke fejezi ki azt a határt, amilyen pontszám felett az ügyfelet a rendszer hitelre érdemesnek minősíti. A ROC-görbe felrajzolásához meg kell határozni továbbá minden cut-off ponthoz az úgynevezett hit rate-et és a false alarm rate-et. Az elsőt az y tengelyen, a másodikat az x tengelyen ábrázoljuk. A hit rate vagy találati arány azt mutatja, hogy az adott cut-off érték mellett defaultosnak minősített adósok közül a ténylegesen nem teljesítők aránya milyen az összes ténylegesen nem teljesítőkhöz képest. A false alarm rate, vagy hibás találati arány azt mutatja, hogy az adott cut-off érték mellett rossznak minősített, ám később teljesítő ügyfelek arányát mutatja. A rendszer annál jobb, minél nagyobb a helyes találati arány és minél kisebb a hibás találati arány. Az ideális, tökéletes modell ROC-görbéje teljesen a bal felső sarokba „simul”. Minél meredekebb a ROC-görbe a kezdeti szakaszban, annál jobb a modell, annál pontosabban tudja a rossz adósokat elválasztani a rossz adósoktól. A ROC-görbe tipikus példáját mutatja be az alábbi sematikus rajz:

¹³ Negatív értékekkel akkor találkozhatunk, amennyiben a sorbarendezés olyan, hogy a jobbnak ítélt kategóriában találhatjuk meg a mulasztó ügyfelek nagyobb részét, a rosszabbnak ítélt kategóriáknál is magasabb arányban. Legsúlyosabb esetben az összes mulasztó ügyfél a legjobb helyeket foglalnak a sorrendben, akkor a CAP-görbe az ábrán a tökéletes besorolás az átlós vonalra való tükörképe, ekkor a Gini mutató -1.



7. ábra – ROC-görbe és AUC index

A görbe értelmezése igencsak hasonlít a CAP-görbére, minél jobban a bal felső sarokhoz tart a görbe, annál jobb a minősítő rendszer megkülönböztető ereje.

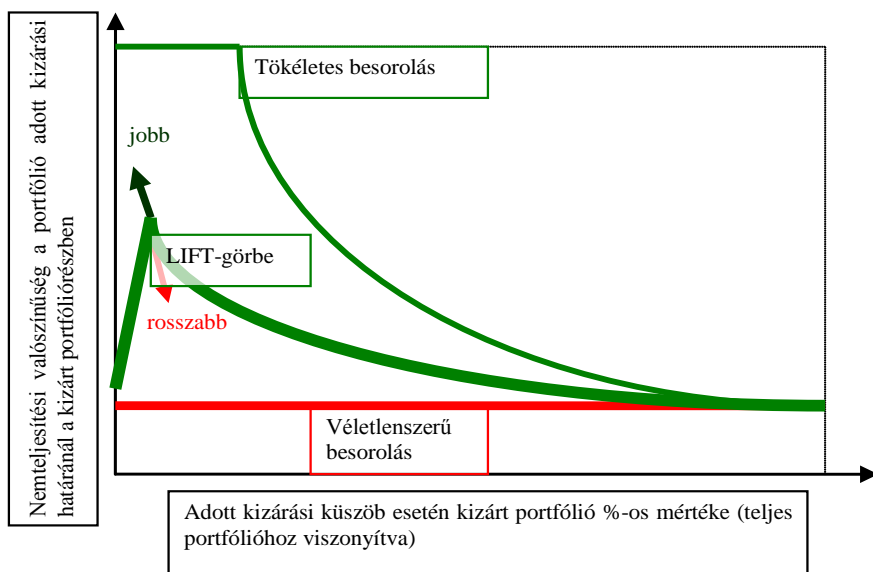
A ROC-görbe megalkotásához szintén a pontszámokra és a defaultokra van szükség input adatként. Ezen adatok segítségével minden adott cut-off szintek mellett meghatároztuk a helyes találati arányt és a hibás találati arányt.

Ahogy a CAP-görbe esetén, itt is létezik a diszkrimináló erőnek számszerű mutatója is. A modell ereje ebben az esetben a görbe alatti területtel (AUC, Area Under the Curve) jellemezhető. Minél közelebb van az index egyhez, annál jobban diszkriminál a rendszer. Tökéletes modell esetén az AUC értéke 1, véletlenszerű minősítés esetében pedig 0,5-ös értéket vesz fel. Minél magasabb ez az érték, annál jobb minősítő rendszerről beszélhetünk. Az ábrán ez a $(B+C)/(A+B+C)$ arányszám kiszámítását jelenti. Gini és AUC mutató között lineáris összefüggés áll fenn: $Gini = 2 \times AUC - 1$.

4.3.3. LIFT-görbe

A minősítő rendszert a **LIFT-görbe** segítségével is megvizsgáltuk. A Lift-görbe megmutatja, hogy a minősítés egyes percentiliseiben, (esetleg az egyes score pontszámok esetén) mekkora a default események aránya a

portfólióban. A LIFT-görbe megalkotása hasonló módon történik, mint a CAP-görbe kirajzolása. Itt is sorba kell rendezni az adósokat a pontszámuk szerint, úgy, hogy valóban a legrosszabbnak minősítettekkel kezdődjön a sor. Az x tengelyen a kizárási küszöb alapján kizárt portfólió aránya található, az y tengelyen pedig a nemteljesítési valószínűség. Ideális esetben a LIFT-görbe kezdetben 100%-os default valószínűséget kapcsol a legrosszabb pontszámmal rendelkezőkhöz, majd konvex módon csökken és végül a minta átlagos nemteljesítési valószínűségéhez tart. Ha a LIFT-görbét nem a pontszámokra vagy a minősítési kategóriákra, hanem a portfólió percentiliseire rajzoljuk fel, akkor könnyebben összehasonlítható a korábban felrajzolt görbékkel. A lift-görbe sematikus rajza az alábbi módon néz ki:



8. ábra – LIFT görbe

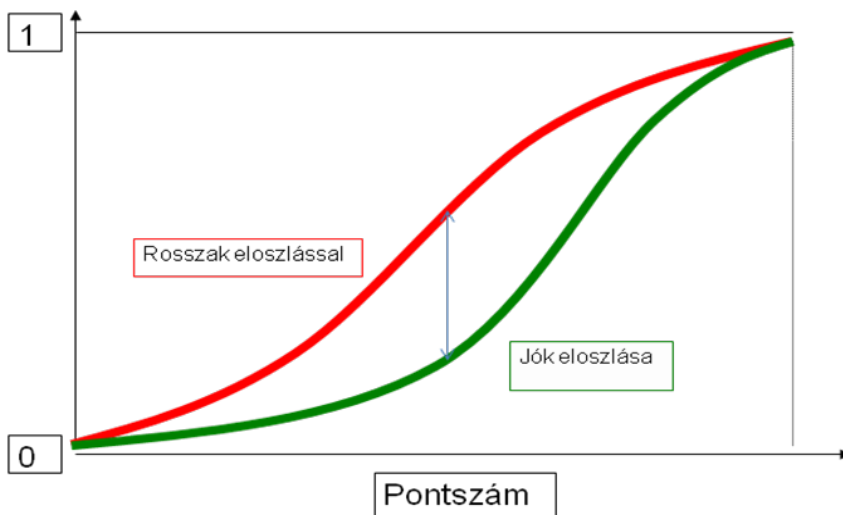
A LIFT-görbe erőteljesen kihangsúlyozza a portfólió legrosszabb néhány %-nak viselkedését (ami a görbe bal oldalán figyelhető meg), illetve nem helyez akkora hangsúlyt a már jobbnak ítélt ügyfelekre (görbe jobb oldala). Minél jobb a minősítő rendszer, annál inkább megemelkedik a görbe bal oldala, annál magasabb a kizárt portfóliórészben mérhető nemteljesítési valószínűség. Véletlenszerű besorolás esetében minden egyes portfóliórészben azonos nemteljesítési rátát mérhetünk, míg a tökéletes rendszer esetében a kezdeti portfóliórészben 100%-ot mérhetünk. Minden görbe a portfólió átlagos default rátájához tart, azaz amennyiben az alapsokaság azonos, ugyanazon pontban ér véget. A LIFT-görbének nincsen a CAP-hez és a ROC-hoz hasonló kumulált

mérőszáma, azonban a görbe viselkedése többletinformációval szolgál a minősítő rendszer megkülönböztető erejéről.

4.3.4. Kolmogorov-Szmirnov statisztika

A minősítési rendszerek teljesítménye a **Kolmogorov-Szmirnov** tesztstatisztika segítségével is elemezhető. A tesztstatisztika azt mutatja meg, hogy a minősítő rendszerek által jónak illetve rossznak minősített ügyfelek eloszlásfüggvényei mennyire különböznek egymástól. A Kolmogorov-Szmirnov statisztika a jó ügyfelek empirikus eloszlása és a rossz ügyfelek empirikus eloszlása közötti távolság maximális értéke.

A Kolmogorov-Szmirnov statisztika sematikus rajza az alábbi módon néz ki:



9. ábra – Kolmogorov-Szmirnov görbék és KS statisztika

A KS statisztika olyan tesztstatisztika, amely használható a két eloszlás közötti eltérés tesztelésére. A KS előnyös tulajdonsága a mintavételi aránytól való függetlenség, azonban hátránya az, hogy előrejelzése torzított.

4.4. Kockázati paraméterbecslő modellek

A kockázati paraméterek közül a disszertáció során csupán a nemteljesítési valószínűség (PD) számítását végzem el. Ez a kockázati paraméter az egyetlen, amely becslése a bankokban szinte mindenhol egyedi szinten történik meg, egyedi hitel és adósjellemzők alapján kapott

scoring modell eredményeket aggregálva kerül becslésre – akár egyedi szinten – a nemteljesítési valószínűség becslése.

A nemteljesítési veszteségráta (LGD) paraméterezése a jelen vizsgált terjedelmén túlmutat, és bár az a kockázati paraméter is ingadozhat a válság során, működése jellemzően sokkal stabilabb elemekre épít, mint a nemteljesítési valószínűség becslése. Számos intézménynél jellemző, hogy nagyobb mozgást csupán a fedezetek értékek változása okoz az LGD modellekben, amely válság alatt kisebb mértékben változnak, mint a nemteljesítési valószínűség modellek. Az nemteljesítéskori kitétség (EAD) modellt hasonló okokból tekintem jelen elemzés szempontjából irrelevánsnak. A választott mintaportfólió nem rulírozó portfólió, így nem szükséges az EAD becslését külön kialakítani, illetve másrészt ezen modellek esetén is jellemző, hogy nem egyedi, hanem portfóliósintű becslést alakít ki a bank, amely a modellt érzéketlenné teszi az összetétel hatás irányában.

4.4.1. Nemteljesítési valószínűség, a portfólió minőség mérőszáma

A PD modell kialakításához szükséges a nemteljesítés pontos definíciójának meghatározása, és az időszaki default ráta számításának pontos meghatározása.

A nemteljesítési valószínűség becslésének alapját jelentő default ráta értéke és ezen keresztül a nemteljesítési valószínűség rendkívül érzékenyen tükrözi vissza a portfólió összetételének, minőségének módosulását. A PD érték módosulását inkább az ügyfelek hitelminőségében bekövetkező változások indikátoraként lehet hasznosítani, melyek a következő hatások eredőjeként jelentkezhetnek:

- **portfólió-összetétel hatása:** A portfólió „eltolódása”, a kockázatosabb ügyfelek arányának változása módosítja a portfólió teljes kockázatát. A teljes portfólió PD így csupán abból kifolyólag is módosulhat, hogy a hiteleket nem olyan jó vagy rossz ügyfelek veszik fel, mint a megelőző időszakokban.
- **hitelzési körülmények változása:** a mulasztási ráta függhet attól, hogy a teljes portfólióba milyen minimum követelményeknek eleget tevő ügyfeleket enged be a scorecard. Az ügyfelek szigorúbb avagy lazább kezeléséből fakadóan bekövetkezhet a default ráta átlagos értékének változása. Ezt a hatást érdemes elemezni annak tükrében, hogy a végső PD értéke miként változott, illetve hogy az egyes

nagyobb módosításokat követően módosultak-e valamilyen irányban a default ráták értékei.

- **makrogazdasági körülmények változása:** a megfigyelt default ráták változása visszavezethető az adott makrogazdasági szituációra: különösen a piaci sokkokat követően lehet a default ráták megugrására számítani. Néhány makrogazdasági változó ezen túlmenően alkalmas arra, hogy a portfólióban bekövetkező általános változásokat előrejelezze.
- **seasoning hatás:** elemzendő, hogy a default rátáknak van-e egy időszakon átívelő tipikus eloszlása, azaz jellemző-e az, hogy az adott hitelek esetében a hitelezési időszak elején több ügylet kerül mulasztásba, mint a végén. A PD-re ez abban az esetben van különösen nagy kihatással, ha a portfólió növekedési üteme változik, azaz hirtelen megnő vagy lecsökken az új hitelek aránya a portfólión belül. Hitelezési intenzitás megugrása esetén tipikusan a default ráta növekedésére, hitelezési stop esetén a default ráta csökkenésére lehet számítani.

4.4.2. Default ráta

A default ráta egy múltba tekintő, kizárólag a megtörtént eseményekből eredő információt összesűrítő szám (Madar, 2008). A múltbeli historikus események alapján ad vissza egy időbeli átlagot, amely – mivel a számláló és a nevező is időben dinamikusan változik, s cenzorálási kérdések merülnek fel emiatt – külön problémákat tud okozni a kockázati paraméterbecslés és visszamérés során. A default ráta alapvetően az intézmény által meghatározott default definíción nyugszik, s így az intézményre jellemző, múltra érvényes értéket ad vissza. A nemteljesítési valószínűség (PD) minden esetben egy jövőbe tekintő, a múlt információiból építkező, de azzal nem egyenlő becslés, amely az adott homogén csoportra érvényes, egy éves időtávon. A PD alapvetően szintén a hitelintézet becslése a jövőre vonatkozóan, azonban a szabályozó által korlátok közé szorított előrejelzés¹⁴, amely tartalmaz többek között olyan

14 Az olyan portfóliómodellek, mint például a CreditRisk+ már a kilencvenes években is megkülönböztették a mért default rátát, illetve a default ráta előremutató becslését – akkor még tisztán banki definíció szerint, a becslés pontosságát szem előtt tartva. Amikor a PD becslését a nemzetközi szabályozás a Bazel II ajánlásokba beillesztette, megjelent a szabályozói PD becslés, amely megköveteli a jövőbeli becslések utáni pótlékok képzését, azaz a PD felülbecslését.

korrekciókat, amely az előremutató becslés konzervativizmusát hivatottak biztosítani, a nemteljesítés várható értéke fölé emelve ezáltal a PD értékét.

A nemteljesítési valószínűség szerepe, hogy előrejelzést adjon a következő időszakban várható átlagos nemteljesítési valószínűségre egy adott homogén portfólió szegmens vonatkozásában. A nemteljesítési eseményt a nemteljesítési definíciójának bekövetkezésével tudjuk mérni. A nemteljesítési események portfólió darabszámra vetített átlagát nevezzük default rátának. Fontos, hogy a default események egy időszak alatt következhetnek be, bázeli keretekben ez a megfigyelési időtáv egy év. A default ráták idősorának meghatározásával egy hosszú távú, éves átlagos default ráta határozható meg.

A nemteljesítési valószínűség előrejelzését nevezzük PD-nek, míg a nemteljesítési események átlagainak realizált historikus értékét default rátának.

Az időintervallum megválasztása attól függ, hogy az intézmény milyen időtávra előre szeretné látni az ügyfél vagy ügylet bedőlési valószínűségét.

A homogén portfólió meghatározása több tényező figyelembe vételével történhet, melyek jellemzően a következők:

- ügyféltípus (lakosság, KKV, nagyvállalat, stb.),
- terméktípus (jelzáloghitel, hitelkártya, személyi kölcsön, stb.) a retail portfólió vonatkozásában,
- minősítés,
- egyéb, a portfólió szegmentálására alkalmas tényezők,

A PD becslés két lépésből tevődik össze: először a tény default ráták meghatározására kerül sor, majd pedig a tény default rátákra épített prediktív modell segítségével kerül meghatározásra a PD előrejelzés.

4.4.3. Default ráta számítási módszertanok

A default ráta számítására vonatkozóan többfajta számítási módszer létezik, mely onnan ered, hogy a default ráta számítása a közgazdaságtanban több helyen is megfigyelhető stock-flow problémát tartalmazza. A default ráta számlálója, a default események száma egy tipikus flow változó, egy adott időintervallum alatt bekövetkező eseményeket számolja meg. Ezzel szemben a default ráta nevezője, a vetítési alap, azaz a populáció nagysága egy tipikus stock változó, egy adott időpillanatban megfigyelt állomány. Így a populáció lehet az

időszak eleji, végi, illetve az időszak során megfigyelt valamilyen átlag – a lényeg az, hogy a választott populációhoz illő default eseményeket összegezzük. Hasonlóan egy sajáttőke-arányos jövedelmezőség (ROE) mutató számításához, ahol meg lehet határozni, hogy az intézmény az adott beszámoló adatait használja fel, azaz az adott évben vagy időszakban beadott mérleg és eredménykimutatás adataival számol, avagy korábbi két beszámoló mérlegadatait átlagolja, s így határozza meg a mutató értékét, a default ráta számításánál is választanunk kell.

Az alkalmazható default ráta számítási módszertanok közül kiemelendő az intézmények által alkalmazott két leginkább jellemző módszertan:

1. az időszak eleji populációt felhasználó módszer,
2. illetve az ún. cenzorált default ráta számítás.

Elsőként vizsgáljuk meg a időszak eleji populációt felhasználó számítási módszert. Az egyik elterjedt technika a default ráta számítására vonatkozóan az, hogy minden hónap végén egy pillanatfelvétel készül a portfólióról, és meghatározásra kerül, hogy a következő 12 hónap során az éppen akkor aktív és teljesítő ügyletek defaultba jutottak-e avagy sem – hasonlóan a viselkedési scoring rendszerek fejlesztéséhez. Ennek a számításnak egyszerű időbeli számtani átlaga adja a default rátát. Az időbeli átlag számításánál alkalmaznak havi csúsztatott, átfedő eltolást, amikor egy default esemény akár 12 havi default ráta meghatározásánál is szerepet játszhat, illetve független, éves rendszerességű megfigyeléseket. A havi csúsztatott eltolás előnye az, hogy így viszonylag rövidebb idősorokból is lehet becsléseket készíteni, hátránya viszont az, hogy az egyes kiugró default eseménnyel bíró hónapok más hatással lehetnek a végső portfólió szintű default ráta értékére attól függően, hogy a megfigyelési időszak közepén, avagy végén található az adott időszakot. Ha a magas default eseményszám a legutolsó hónapban következett be, akkor az csak egyetlen havi eltolású default rátába számolódik bele, míg egyébként akár 12 default rátára is hatással lehet – amely jobban növeli az időbeli átlagot – így a default események számának időbeli eloszlása hatással van a default ráta számítására. A független időszakok alapján történő becslés ezt kiküszöböli, azonban a robusztus becsléshez hosszabb idősorra van szükség, mint az a havi eltolású default ráta számítás során szükséges lenne.

Második számítási módszerként az időbeli átlagpopulációt alkalmazó számítási módszert vizsgáljuk meg. Ez a másik elterjedt módszer az ún. cenzorált default ráta számítás. Cenzorálási problémáról akkor beszélhetünk, amikor egyes ügyletek nem a megfigyelési időszakunk

teljes hosszán adnak érvényes megfigyelést (biológiából ismert kifejezéssel élve: „haláloznak el...”), hanem kikerülnek a megfigyelésünk alól, avagy a megfigyelési időszak kezdetén még nincsenek a vizsgált halmazban, csak a megfigyelésünk kezdete után indulnak. Ezen ügyletek is megfigyelhető viselkedést produkálnak (nemteljesítővé válhatnak), amelyet jó lenne információként felhasználni a default ráta megállapítása során. Az is bonyolítja továbbá a hagyományos statisztikai túlélési modellezést, hogy nem kell, hogy minden egyes ügylet defaultba kerüljön. Ez merőben más kezelési módot kíván, mint például egy hagyományos, biológiában alkalmazott túlélési modell.

A cenzorált default ráta a megfigyelési periódus első, illetve utolsó időpontja között próbálja meg az összes megfigyeléshez tartozó információt összegezni, felhasználva valamennyi default eseményt, kiküszöbölve az egyszerű default ráta számításának problémáit. Minden információmorzsát felhasznál a módszer, még azon ügyleteket is, akik csupán 1 egységnyi ideig tartózkodnak a portfólióban.

A default ráta számításánál a nevező számítása során csak annyi ideig szabad figyelembe venni az adott ügyletet, amennyit az a portfólióban tölt, s nem mulaszt. A számítási módszer éves default rátát tekintve az alábbi:

$$Default_{ráta\ éves} = 1 - e^{\frac{-d_t}{\left(\sum_{i=1}^n \text{ügyfélnap}_i\right) / 365}}$$

13. egyenlet – Cenzorált default ráta számítása

ahol d_t az t időszak során defaultba jutott ügyletek száma

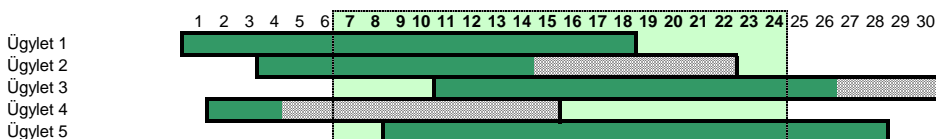
t : a megfigyelési időszakunk,

ügyfélnap: egy ügyfél nem defaultban eltöltött napjainak száma az adott t időszak során – a defaultban eltöltött idő nem számít ide

n : a megfigyelési időszak során valaha akár egy napot is élt ügyletek száma

Mivel maga a hányados csak az ún. default intenzitást számítja ki a cenzorált modellben, szükséges egy transzformáció kialakítása, amely a cenzorált default intenzitást átalakítja default rátává. Ha feltételezzük, hogy a defaultok bekövetkezése teljesen véletlenszerű, akkor exponenciális eloszlásúnak feltételezhetjük az intenzitást, és az e függvény segítségével az intenzitás alapján meghatározhatjuk a default rátát az $1 - e^{-\text{default intenzitás}}$ összefüggés alapján.

Egyszerűen ábrázolva a fenti képletet, arra kell törekedni, hogy a megfigyelési időszak alatt élt összes ügyfélnapot, illetve a megfigyelési időszakban történt összes default eseményt meg lehessen határozni.



10. ábra – Cenzorált default ráta számítása

Az ábrán a háttérszínnel jelzett, 7-24. periódusig tartó mező a megfigyelési időszak, az ebben sötéttel jelzett rész az, ahol az ügyfél nem volt defaultban. A sátrózott részek nem számítanak bele a default ráta nevezőjébe. A megfigyelési időszakban csak a 2. ügylet került defaultba, így ez számít bele csak a default ráta számlálójába.

Bár a meghatározás módja bonyolultabbnak tűnik, a cenzorált default ráta számítása mégiscsak könnyebben kivitelezhető, mint a hó eleji populációt tekintő default ráta – nincsen ugyanis szükség a default események szűrésére, illetve néhány dátum ismeretében meghatározható a default ráta. Az ügyfélnapok száma (a nevező) egyenlő lesz egyrészt a megfigyelési időszak kezdetének, illetve az ügylet kezdetének maximuma (kezdeti időpont), másrészt a default dátuma, az ügylet lezárásának dátuma, illetve a megfigyelési időszak végének minimuma (utolsó „élt” időpont) között eltelt napok számával, ügyfelenként kiszámítva és összegezve. Nincsen nagymennyiségű havi periodicitású adatra szükség, amennyiben a fenti dátumok rendelkezésre állnak az ügyfelekről. A defaultok száma megfelel a megfigyelési időszak során megfigyelt összes default esemény számával. E két szám ismeretében a fenti képletből már egyszerűen kiszámítható a default ráta. A cenzorált számítás egy igen részletes időbeli átlagpopulációval osztja el a teljes default számosságot, valójában (a 13. egyenletet alkalmazva) egy napi szintű élő átlagpopulációt mér. Ennek előnye, hogy az egyszerű időszak eleji populációval szemben az összes default eseményt figyelembe veszi, aktuális adatokkal dolgozik. Egy kis hátránya van, hogy azon ügyfeleket is beleveszi a számításba, amelyek technikailag nem tudnak defaultba kerülni, ilyen lehet például egy lakossági terméknél egy induló, a portfólióban csak két hónapig szereplő ügyfél, amely minden esetben a jók számát növeli, hiszen gyakorlatilag nem tud defaultba kerülni, (kivéve, ha egyértelműen csalásról van szó, s ez ilyen rövid időtávon is kiderül). Növekvő portfólió mellett a cenzorált default rátával egy kissé alacsonyabb default ráta értékeket kaphatunk az induló populációt alkalmazó default rátánál, mert növekvő portfóliók esetén az új ügyfelek

javító hatása magasabb, mint stagnáló, avagy visszahúzódó portfólió esetén, valamint a növekedés miatt az átlagos populáció (default ráta nevezője) magasabb, mint a kezdeti időszak sokaság.

A disszertáció számításai során a cenzorált default ráta számítást alkalmazom, mivel az méri pontosan a default rátát a válság előtt jellemző növekvő portfólió mellett és a pontos default rátát a válság indulása után jellemző portfólió-csökkenés mellett.

4.5.PD becslési módszertanok

Számos technika alakult ki arra, hogy hogyan lehet meglévő adatok és modellfeltevések kombinációjával a jövőben bekövetkező, az intézmény által várt default ráta értékét becsülni (Madar, 2008). Ezen módszerek a kristálygömbnél kifinomultabb technikákra építenek, de minden esetben felhasználják a múlt tapasztalatát – és ennek megfelelően hol jobban, hol kevésbé jól képesek előrejelezni a jövőbeli változásokat. A default ráta jövőbeli előrejelzését¹⁵ hívjuk nemteljesítési valószínűségnek, azaz PD-nek.

A PD becslésnek a gazdasági ciklusokat is figyelembe kell, hogy vegye. Mivel a gazdasági ciklusokkal együtt ingadozik egy adott portfólió PD értéke, így a becslés során korrekciós mechanizmusokat kell alkalmazni ahhoz, hogy megfelelő legyen a PD szintjének becslése.

A PD meghatározásához, lévén, hogy annak a jövőbe mutató várható default rátákat, default valószínűségeket kell megragadniuk, a kiszámított default ráta és az azt magyarázó változók közötti kapcsolatot szükséges feltérképezniük. A PD becslésre vonatkozó technikáknak alapvetően a következő csoportjait különböztethetjük meg:

1. PD közvetlen becslése;
2. vintage modellek;
3. gyakorisági kalibrációs módszertan;

A gyakorlatban kialakult módszerek közül került kiválasztásra a disszertációban alkalmazott gyakorisági regressziós becslés, mint a célnak leginkább megfelelő módszertan. Ennek indoka az volt, hogy a választott

15 Két fogalmat el kell különíteni egymástól, ahogy a PD-t értelmezhetjük. A PD-t lehet úgy értelmezni, mint a jövőbeli default ráta eloszlását, minthogy a várható default ráta egy valószínűségi változó, amelynek egy realizációját jelenti a múltban megfigyelt default ráta. Másrészt lehet az eloszlás várható értékeként is tekinteni rá, mint a szabályozói tőkefüggvénybe behelyettesítendő érték.

mintaadatbázis elégséges elemszámot tartalmazott a gyakorisági becslés elvégzéséhez. A módszertan lehetőséget adott arra, hogy az intézményeknél alkalmazott gyakorisági kalibrációs technikát alkalmazva elemezzem a PD-t, és annak a tökekövetelményre gyakorolt további hatásait. A többi módszertan nem annyira jellemző az intézményi gyakorlatban, mivel alkalmazásuk nehezkesebb, több számítást és hibalehetőséget tartalmaz. A disszertáció további részében így csak a gyakorisági kalibrációs módszertan bemutatása és elemzése történik meg.

4.5.1. Logaritmikus gyakorisági kalibráció

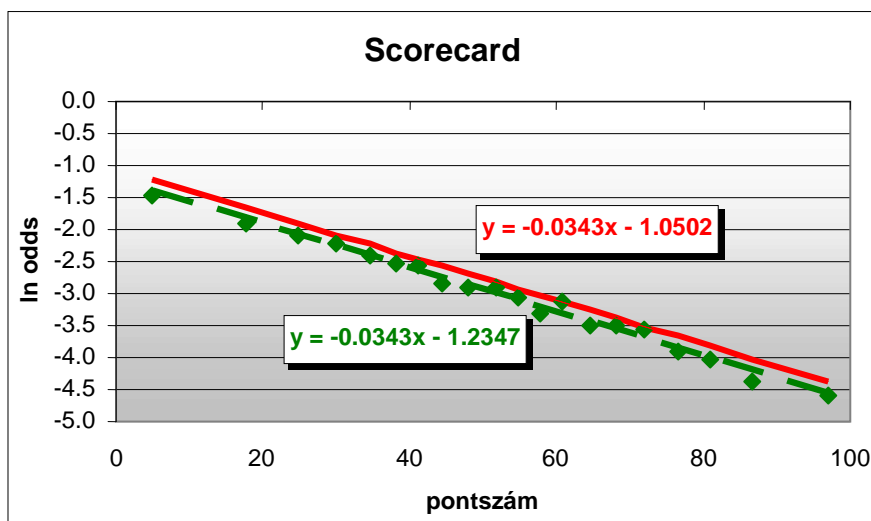
Az alapvető PD becslési módszertan az, hogy a scoring rendszer meghatározott pontszám sávjaihoz rendeljük hozzá a PD értékét.

A gyakorisági kalibrációnak számos olyan előnye van, amely segít az intézményeknek abban, hogy a scoring rendszereiket elválasszák a PD becsléstől, és így bármilyen historikus mintán képesek legyenek scoring rendszert kialakítani, függetlenül attól, hogy például változik időben az intézmény által megfogalmazott nemteljesítési definíció, vagy módosul a hitelezhető ügyfelek köre. Abban az esetben is segítségül szolgál a gyakorisági kalibráció, amikor a scoring rendszer fejlesztéséhez szükséges adathalmaz nem érhető el évekre visszamenőleg, de az intézmény képes kiszámítani a default ráta historikus átlagos értékét. A PD közvetlen becslése esetén ilyen problémák felmerülése esetén újra kellene fejleszteni a scoring rendszert, míg a gyakorisági kalibrációval megoldható, hogy csak a jóval kevesebb erőforrást igénylő kalibrációt végezze el az intézmény.

A kalibráció egy egyszerű lineáris regressziós módszertan segítségével történik. A módszertan a historikus hosszú távú default ráta tapasztalatokból állít elő egy hosszú távú átlagos összefüggést a scoring pontszámok, illetve a várható PD érték között. A módszertan valójában két elemet határoz meg:

- Milyen erőteljes a scoring rendszer, azaz a pontszámok emelkedésével hogyan változik a várható default ráta értéke. Ehhez szükséges a scoring pontszámok és a scoring modellben használt default ráta összefüggéseinek elemzése
- Milyen a hosszú távú átlagos bedőlési ráta? Ez meghatározza azt a szintet, amelyre a teljes scorecard kalibrációja megtörténhet. Ehhez nincsen szükség a score pontszámok ismeretére, csak egy nagyon hosszú távú átlagos default ráta átlagra (preferáltan egy teljes gazdasági ciklust felölelő átlagos default rátára. Ekkor

elvileg a hosszú távú defaultnak megfelelő átlagos default ráta értékre állíthatjuk be a scoring rendszerünk várható értékét.



11. ábra - Gyakorisági kalibráció logikája

A 11. ábra egy példán keresztül szemlélteti, hogy hogyan is nézhet ki egy gyakorisági kalibráció egy logisztikus regresszióval fejlesztett scoring rendszer esetén. A teljes, minősítési pontszám szerint sorbarendezett populációt nagyjából egyenlő nagyságú kategóriákra bontjuk, s kiszámítjuk az egyes kategóriákban levő ügyletek default rátáját. A kategóriákra bontás azért szükséges, hogy a default ráta robusztus módon számítható legyen.

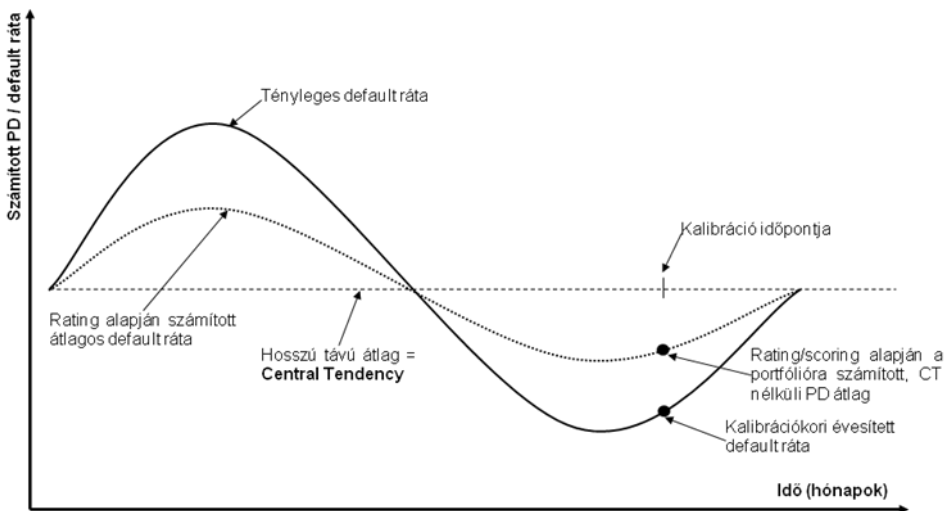
Amennyiben logisztikus regresszió segítségével került paraméterezésre a scoring rendszer, nagy valószínűséggel a megfigyelt default ráták egy logaritmikus görbe mentén helyezkednek el, azaz a kalibráció egy egyszerű lineáris regresszió lehet a kategóriák default rátájából eredő odds rátájának természetes alapú logaritmusán. Mivel a logisztikus regresszió pont ezen a téren ad egy lineáris becslést, csak szélsőséges esetben¹⁶ nem teljesülhet ez a feltételezés. A vízszintes tengelyen az egyes kategóriák átlagos pontszáma látható. Ilyen esetben érdemes lehet az egyes kategóriák pontszám medián értékét számítani az átlagos

¹⁶ Ha nagyon nem normális eloszlásúak a scoring változók vagy több modulból épül fel a scoring rendszer.

pontszám helyett, különösen akkor, amikor a végső kifejlesztett score pontszám sűrűségfüggvénye nem normális eloszlással rendelkezik.

Ezzel az első lépés, a lineáris regresszió segítségével tehát be lehetett állítani a görbe meredekségét, azaz meg lehetett határozni azt, hogy a scoring rendszer pontszámainak változása hogyan hat a default rátára.

A második lépés a hosszú távú default ráta megfeleltetése. Gyakran előforduló probléma, hogy a scoring fejlesztési populáció inkább aktuális információkat szeretne felhasználni, olyan összefüggéseket szeretne megragadni a scoring modell, amely releváns a ma és holnap beérkező új ügyfelek minősítésére. A nagyon régi, előző gazdasági ciklus jelentkezéseinek információi már nem minden esetben tartalmaznak a mára releváns információkat¹⁷. Ennek megfelelően a hosszú távú default rátát máshogy kell bevinni a rendszerbe. Ennek a megfelelő módszere az ún. central tendency kalkulációja, és az ún. Bayes-transzformáció alkalmazása (Tasche, 2013).



12. ábra – Central tendency meghatározásának folyamata

A central tendency nem más, mint a default ráták hosszú távon számított értéke egy adott portfóliót tekintve. Ez attól függetlenül kiszámítható,

¹⁷ Gondoljunk csak bele, olyan korábbi scoring változók, mint például a folyószámla megléte vagy mobiltelefon/vezetékes telefon tulajdonlása mára teljesen mást jelent, mint a 2000-es évek elején jelentett.

hogy tudnánk a mai scoring rendszer szerinti score pontszámokat a teljes históriára. A kalibráció során meghatározott PD értéket úgy kell eltolni, hogy a mintabeli populáció várható bedőlési rátája megegyezzen a central tendency értékével. A 11. ábrán ez a zöld szaggatott, eredeti kalibrációs egyenes párhuzamos eltolását jelenti, amely tartalmilag a megkülönböztető erő megtartását, de az átlagos PD szint növekedését jelenti. Technikailag a görbe meredeksége azonos marad, a konstans értéke változik meg. A 12. ábra alapján látható, hogy ha éppen egy válságidőszakban tartózkodunk, akkor a central tendency korrekció inkább lefelé módosít a PD értékeken (pontozott vonallal jelölt rész), míg jó időszakok esetén inkább felfelé módosít.

Ezt vagy optimalizációs eljárással lehet elérni (keressük meg azt a konstans értéket a regressziós egyenlethez, amely alapján a portfólióra kalkulált default ráta egyenlő lesz a central tendency értékével, vagy levezetjük, hogy az ln oddsokat hogyan kell megváltoztatni ahhoz, hogy a végeredményül kapott default ráta megfelelő legyen. A levezetést az odds rátákból fakad, és mivel az odds rátát néhol Bayes-faktornak is nevezik, így rajta maradt a transzformáció a Bayes-transzformáció elnevezés.

Ahhoz, hogy párhuzamosan toljuk el a default rátákat, az alábbi képlet segítségével kell meghatározni az egyes végső képzett kategóriák PD értékét az eredetileg kalibrált PD értékhez képest:

$$PD_{CT,pont} = \frac{PD_{pont} \times \frac{CT}{PD_{\text{átlag}}}}{PD_{pont} \times \frac{CT}{PD_{\text{átlag}}} + (1 - PD_{pont}) \times \frac{1 - CT}{1 - PD_{\text{átlag}}}}$$

14. egyenlet – Bayes transzformáció

Mivel megint a logisztikus térben mozgunk, nem lehet egyszerűen $CT/PD_{\text{átlag}}$ értékkel átskalázni a PD_{pont} értékét, mert akkor óhatatlanul megváltozna a logisztikus regressziós összefüggésünk is. A fenti képletet alkalmazva viszont az odds térben lesz lineáris az átskalázás, mivel a $CT/PD_{\text{átlag}}$ $\ln(\text{odds})$ rátáját határozzuk meg vele éppen.

Az így megkapott PD érték lesz elvileg a szabályozó által megkövetelt, hosszú távú átlagos central tendency-re beállított, kalibrált PD érték. A szabályozó várakozása szerint a kalibráció eredményeként stabil lesz a tőkekövetelmény, hiszen minden állapotban a central tendency értékére

kalibrált scoring rendszert kapunk. A vizsgált hipotézisek közül a második is ezt tételezi fel, a vizsgálatban erre térek ki.

4.5.2. Elemzés során alkalmazott kalibrációs lépések

A disszertáció során alkalmazott számítások során felhasznált kalibrációs eljárás részletes lépései az alábbiak:

1. Kalibrációs minta összeállítása

Minden rendelkezésre álló évre az adott évben aktív, nemdefaultos ügyfél pontszáma, a megfigyelési hónapot követő 12 hónapban megfigyelt élt napjainak száma, illetve a megfigyelési időpontot követő 12 hónapban történt defaultot jelző flag összegyűjtése.

2. Elő-kategorizálás előkészítése

Egyenlő elemszámú kategóriák képzése a score pontszám szerint, hogy a kategóriánkénti default ráta érték meghatározható legyen. Ez a gyakorlatban azt jelenti, hogy sorba kell rendezni pontszám szerint az adatbázist, és meg kell határozni az elemszámot.

3. Aggregáció elő-kategóriák szerint:

A populációt egyenlő elemszámú részekre kell osztani, és meg kell határozni a pontszám sávokat. Az elemszámot úgy kell meghatározni, hogy a rendszer finomhangolását lehetővé tegye, de ne legyen túl sok kategória ahhoz, hogy a kapott kategóriák olyan kevés elemszámot tartalmazzanak, hogy rontsák a becslés pontosságát. Az aggregáció során vigyázni kell, hogy ne legyen nulla default elemszámú kategória. Amennyiben ez előfordulna, úgy az elvileg jobb ügyfeleket tartalmazó kategóriával összevonásra kerülhet a vizsgált kategória, amíg legalább egy defaultot nem tartalmaz. Ha ez a legjobb kategória, akkor az eggyel rosszabb kategóriával kerül összevonásra.

A megalkotott elő-kategória szerint az alábbi aggregátumok képzése történik az alábbi dimenziók mentén:

- score pontszám minimum, maximum, átlag
- durability összeg
- default összeg

Az egyes kategóriákban kiszámítjuk az alábbi mutatókat:

- default intenzitás
- default ráta
- odds ráta ($dr/(1-dr)$)

- log-odds ráta ($\ln(dr/(1-dr))$)

4. Kalibráció:

A kalibráció végeredményeképpen függvényyszerű összefüggés jön létre a default ráta és a pontszám között. Ennek segítségével minden egyes score pontszámmal ellátott eset egyedi becült PD értéke meghatározható. A Central tendency kiszámítását az adott fordulónapig kell elvégezni (nem nyúlhat tovább az időszak), és alkalmazni kell a korábban ismertetett módszertannak megfelelően a Bayes transzformációt.

4.5.3. Közös skála alkalmazása

Közepes és nagybankok – illetve nagy külföldi anyabankkal rendelkező kisbankok – esetén gyakorta találkozhatunk annak igényével, hogy az egyes üzletágak, illetve az egyes leányvállalatok által alkalmazott minősítő rendszereinek végeredményei összehasonlíthatóak legyenek. Ez természetesen nemcsak a nemteljesítés valószínűségének egységes skálán való bemutatását jelentheti, hanem más kockázati paraméterek esetén is van mód egy egységes központi skála – idegen szóval masterscale – megalkotására.

A központi skála – a hagyományos rating skálával ellentétesen – jellemzően adott default ráta határok szerint jeleníti meg az ügyleteket, s az egyes saját portfólióban található ügyleteket már a default ráta szerint kell megfeleltetni a skála egyes kategóriáinak – amely érték nemritkán a közvetlen módszerrel becült nemteljesítés valószínűsége, mindennemű felügyeleti korrekció előtt. Itt egy kis fogalmi zavart okozhat, hogy a mappelés során alkalmazott értéket nem default rátának, hanem PD-nek hívják a legtöbb helyen.

A mesterskálák előre definiált átlagos PD értékek mellett lefedik a teljes várható PD spektrumot, és ennek megfelelően egy adott bankcsoport valamennyi területén azonos egy adott rating kategóriának az értelmezése, kockázata.

A disszertációban az elvégzett kalibráció során minden esetben egy központi skálának kerül megfeleltetésre mind a jelentkezési scoring érték, mind a viselkedési scoring érték. Így egységes módon értelmezhető az eredményül kapott rating, könnyebben ábrázolható és elemezhető.

A becült PD értékek már felhasználhatóak arra, hogy az egyes pontszámokat a rating kategóriákhoz lehessen rendelni. A becült PD

értékeket elhelyezzük a masterscale kategóriáin, s ennek megfelelően valamennyi minősítéssel rendelkező ügyfél is elhelyezhető a központi skálán.

4.6. Portfólió minőség mérőszámai

A portfólió minőségének mérőszámainak meghatározása a hitelintézetek tőkekövetelmény szabályozására megalkotott Bázeli II fejlett módszer szerinti tőkeszámítási logikáján alapul. A megfontolás oka, hogy a tőkeszámítási logika a banki kockázatkezelésben ismert elveken alapul, valamint nem csupán a szükséges tőkekövetelmény mértékére, hanem a várható veszteség portfólióminőség szempontjából indokolt nagyságára is ad becslést. Ezen túlmenően iparági sztenderdek szerinti kockázat felbontást tesz lehetővé, amely a kockázatok peer csoporttal történő összevetését is lehetővé teszi.

Az általános kockázati helyzetek kockázati tőkeigényének számszerűsítése a portfólió meghatározó részére kockázatot érték módszerrel (VaR) történik. A VaR módszerek a múltbeli információk alapján becsülik meg az aktuális portfólió adott intervallum alatt realizált veszteségének eloszlását¹⁸. A veszteség becsült eloszlásának várható értékét, vagyis a több éven keresztül átlagosan realizálódó veszteséget nevezzük várható veszteségnek (expected loss, EL). Az egyes évek veszteségei a várható veszteség körül ingadoznak, így a veszteség kedvezőtlenebb években jelentős mértékben meghaladhatja a várható veszteséget. Az adott szegmens veszteségeloszlásának adott konfidenciaszintű VaR értéke az eloszlás adott konfidenciaszinthez tartozó percentilise. A VaR és a várható érték különbsége a nem várt veszteség (unexpected loss, UL), amit a rendelkezésre álló tőkének fedeznie kell, feltéve, hogy a várható veszteség értékvesztéssel fedezve van.

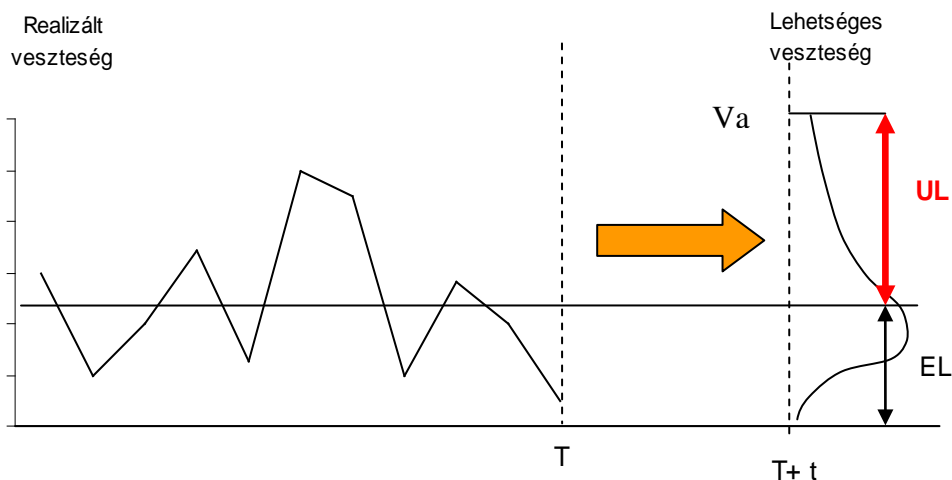
Az egyes évek veszteségei azonban bizonytalanságot hordoznak magukban, az éves realizált veszteség szintje a várható veszteség körül ingadozik, így a veszteség kedvezőtlenebb években jelentős mértékben

18 Meg kell különböztetni a feltételes várható veszteség (LGD) eloszlását, illetve a feltétel nélküli várható veszteség eloszlását. Míg a feltételes várható veszteség eloszlása egy tipikusan „U” alakú eloszlást ölt, amely azt jelenti, hogy a veszteségbe került ügyletek behajthatóak lesznek-e vagy sem, s százalékos mértékben mérhetjük, addig a feltétel nélküli várható veszteség eloszlása forintban mérhető, és a jelenlegi portfólióra vonatkoztatható, változatos eloszlásokat eredményez.

meghaladhatja a várható veszteséget. Egyes rosszabb időszakokban az elszenvedett veszteség értéke többszöröse is lehet a várható veszteség értékének. Számos éven keresztül megfigyelve egy azonos portfólión a realizált veszteség mértékét, felrajzolható a veszteségek gyakorisági ábrája, a veszteségeloszlás.

Mivel a bank nem háríthatja tovább kötvényeseire, betéteseire a hiteleken elszenvedett veszteséget, minden hitelveszteség végső soron a tulajdonosokat érinti, a jövedelem csökkenésén, és ezen keresztül a saját tőke állományának csökkenésén keresztül. A bank a várható veszteségeire mindennapi üzleti működésének keretében értékvesztés képzésével készül fel, míg a ritkán bekövetkező, extrém veszteség (nem várt veszteség) fedezetére megfelelő mennyiségű tőkét tesz félre. Az értékvesztés mértéke elméletileg meg kell egyezzen a várható veszteség értékével, míg a tőkének a legtöbb extrém veszteséget képesnek kell lennie fedezni.

A VaR és a várható érték különbsége a nem várt veszteség (unexpected loss, UL) (lásd 13. ábra), amit a rendelkezésre álló tőkének fedeznie kell, feltéve, hogy a várható veszteségre vonatkozóan a bank értékvesztést képzett, s így készült fel annak fedezésére.



13. ábra: Bázeli tőkekövetelmény számítási logika

A ténylegesen megképzett értékvesztés a számviteli sajátosságok miatt lehet magasabb és alacsonyabb is, mint a várható veszteség értéke. A különbség tipikusan abból fakad, hogy míg a várható veszteség tipikusan egy hosszú távú átlagos érték, amely a Bázeli követelményeknek megfelelően egy éves időtávon értelmezett, addig a számviteli

értékvesztés képzés ennél tipikusan rövidebb távú, és a közeljövőre vonatkozó veszteségbecslés. A rövidebb táv miatt így a ténylegesen megképzett értékvesztés tipikusan alacsonyabb a várható veszteség bázeli keretek között definiált éves mértékénél, s csak krízishelyzetben közelíti meg, vagy haladja meg azt rövid távon.

A fentiek alapján látható, hogy a bázeli alaplogika szerint a hitelintézet a modellben meghatározott várható veszteségekre értékvesztés képzéssel készül fel, míg a nem várható veszteségekre vonatkozóan tőkekövetelményt számít. Ahhoz, hogy a modell a nem várható veszteség és a várható veszteség közötti különbség mértékét meg tudja határozni, szükség van mind a nem várható veszteség, mind pedig a várható veszteség meghatározására.

Ideális világban az intézmény azonnal megismerheti adósa helyzetét, s a workout tevékenységet azonnal lezárva rögtön le is írhatja a veszteség mértékét. A való életben azonban az intézmény nem ismeri adósa pontos helyzetét, így tudnia kell azt, hogy egyes adósa a jövőben milyen valószínűséggel válnak nemteljesítővé. Másrészt az intézmény nem képes azonnal lezárni a workout folyamatot, s az ügyféltől és fedezetektől függően egy hosszabb folyamat eredményeképpen tudja csak realizálni a problémás hitelből származó jövedelmeket. Így az intézmény a valószínűség számítását hívja segítségül akkor is, amikor azt próbálja megbecsülni, hogy egy adott hitel esetén mekkora lesz az elszenvedett veszteség mértéke, ha egyszer nemteljesítővé válik.

Nem jár el másképp a bázeli logika sem, a várható veszteség (EL, expected loss) meghatározása ún. kockázati paraméterek felhasználásával történik, melyek ezen hatásokat kívánják számszerűsíteni. Ezen kockázati paraméterek az alábbiak:

PD: nemteljesítési valószínűség (probability of default)

LGD: nemteljesítéskori veszteségráta (loss given default)

A nemteljesítési valószínűség a veszteség események számosságát, a nemteljesítéskori veszteségráta pedig a veszteség események súlyosságát hivatott számszerűsíteni. A két paraméter összeszorozásával kapjuk a várható veszteség értékét.

$$EL = PD * LGD$$

Az időtáv a PD-vel kerül a várható veszteség számításába, mivel Bazel esetén a nemteljesítési valószínűség számításának jogszabályban meghatározott sztenderd időtávja van, amely egy év.

A fenti két kockázati paraméter, valamint a kettő szorzataként adódó várható veszteség jelentik a portfólió minőségének kockázati szempontú mérőszámait.

A tőkekövetelmény ezzel szemben a várható veszteség éves mértékének egy szélsőértéke, ahol az eloszlást magát nem vagyunk képesek megfigyelni. Az eloszlás meghatározására különböző modelleket alkottak a szakirodalomban, amelyek egymáshoz képest igen jelentősen eltérő tőkekövetelmény mértéket képesek adni ugyanazon konfidenciaérték mellett.

Mivel nem áll rendelkezésre több ezer év ahhoz, hogy gyakorisági teszt segítségével állapítsuk meg az egyes portfóliómodellek jóságát, így csak szakértőileg, néhány év eredményén lehet elemezni az egymáshoz képest számított, számszerűsített eredményt. Várakozásunk szerint a bázeli folyamatok olyan kockázati paraméter szint meghatározását követelik meg, amely adott méretű portfólió esetén azonos tőkekövetelményt adnak.

4.6.1. Portfóliómodellek típusai

A figyelembe vehető portfóliómodelleknek számos alfaja létezik, ezek három nagy csoportját adják a strukturális, illetve a redukált modellek, illetve a kettő kombinációjaként előálló hibrid modellek (Credit Suisse First Boston, 2005).

A redukált modellek csupán a hitel default valószínűségét nézik, erre koncentrálnak, nem mondanak semmit a saját tőkéről/vagyonról. A default esemény egy Poisson folyamat eredménye, amely teljességgel véletlenszerűen következik be. A fő építőkockái ezen modelleknek a hazard ráta, megtérülési érték. Ilyen redukált modellt épített (Artzner & Delbaen, 1995), (Jarrow & Turnbull, 1995) és (Duffie & Singleton, 1999).

A strukturált modellek az ügyfél vagyonának alakulását vizsgálják. Amikor az ügyfél eszközeinek értéke egy meghatározott szint alá kerül, akkor következik be a default esemény. Az eredeti opciós árazási alapú strukturált modellt (Merton, 1974) alkotta. (Black & Cox, 1976) kiterjesztette a strukturális modelleket default bekövetkezési küszöböt adva hozzá. Napjainkbeli strukturált modellek feloldják a normális eloszlás feltételezését, bevezetve a hirtelen eszközváltozások és aszimmetrikus változások lehetőségét.

A hibrid modellek kombinálják a fenti két modelleszalád karakterisztikáit. Jellemzően a default események véletlenszerűen, egy valószínűségi

eloszlás vagy folyamat által generálódnak, de a PD értékét már a vállalat eszközértékének valamilyen függvényeként határozzák meg.

4.6.1.1. Strukturális modellek

A strukturális modellek családja feltételezi, hogy a cégek eszközeinek és forrásainak értéke ismert, amelyből ki lehet számítani a cég saját tőkéjének értékét. Default akkor következik be, amikor a cég saját tőkéje negatívvá válik, azaz nem tudja teljes mértékben a hitelezőinek visszafizetni a kötelezettségeit. Ebben az esetben a cég összes kötelezettsége a vállalat eszközeire szóló feltételes követelésként értékelhető.

A cég eszközeinek értéke legyen V_0 a 0. időpontban. V egy valószínűségi változó, amelyre számos elem hat, ahogy az idő telik, mint például az általános gazdasági környezet, üzleti-stratégiai kockázat, devizakockázat, iparági kockázat, stb. A legismertebb modell, a KMV, amely Merton feltételezésein alapul, geometrikus Brown-mozgást feltételez az eszközérték változásáról, normális eloszlású véletlen változóként definiálva V -t, μ konstans drifttel, és σ eszközszórással. A Brown-mozgás alapján a V változása az alábbi módon írható fel:

$$\frac{dV_t}{V_t} = \mu dt + \sigma dz$$

Ebből az következik, hogy a cégek eszközértékének eloszlása adott jövőbeli t időben lognormális eloszlású, mégpedig:

$$V_t = V_0 e^{\left[\left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) t + \sigma \sqrt{t} Z_t \right]}$$

ahol V_0 a kezdetben ($t=0$ időpontban) ismert értéke a cég eszközeinek.

A Modigliani-Miller I. tétel (amely szerint egy cég értéke független annak forrás struktúrájától) azt eredményezi, hogy a cégeket le lehet egyszerűsíteni egy igen egyszerű struktúrára: saját forrásra, melyet S -sel jelölünk a továbbiakban, illetve egy zéró-kupon értékpapírra, amely az idegen forrásokat reprezentálja, és amely T időpontban válik esedékessé, F értékkel. A modell feltételezi, hogy a cég eszközei T időpontban likviditási költségek nélkül átválthatók pénzre. Így amikor az idegen források kifizetésére kerül a sor, a saját tőke értékét ebben az időpontban a cég eszközeinek (V) értéke határozza meg, amely az alábbi:

$$S_T = \max(V_T - F, 0)$$

ami nem más, mint a cég eszközeire szóló call opció lejáratkori értéke.

Feltételezve, hogy a cég eszközei bármely pillanatban értékesíthetők, a cég saját tőkéjének értéke a call opciókra vonatkozó Black-Scholes képlettel kiszámítható.

$$S = V_0 N(d_1) - Fe^{-rt} N(d_2)$$

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{V_0}{Fe^{-rt}}\right) + 0.5\sigma^2 t}{\sigma\sqrt{t}}$$

$$d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{t}$$

ahol N a normális eloszlás eloszlásfüggvénye;

r a kockázatmentes, konstans kamatláb;

σ a konstans alaptermék volatilitás;

t az időtáv.

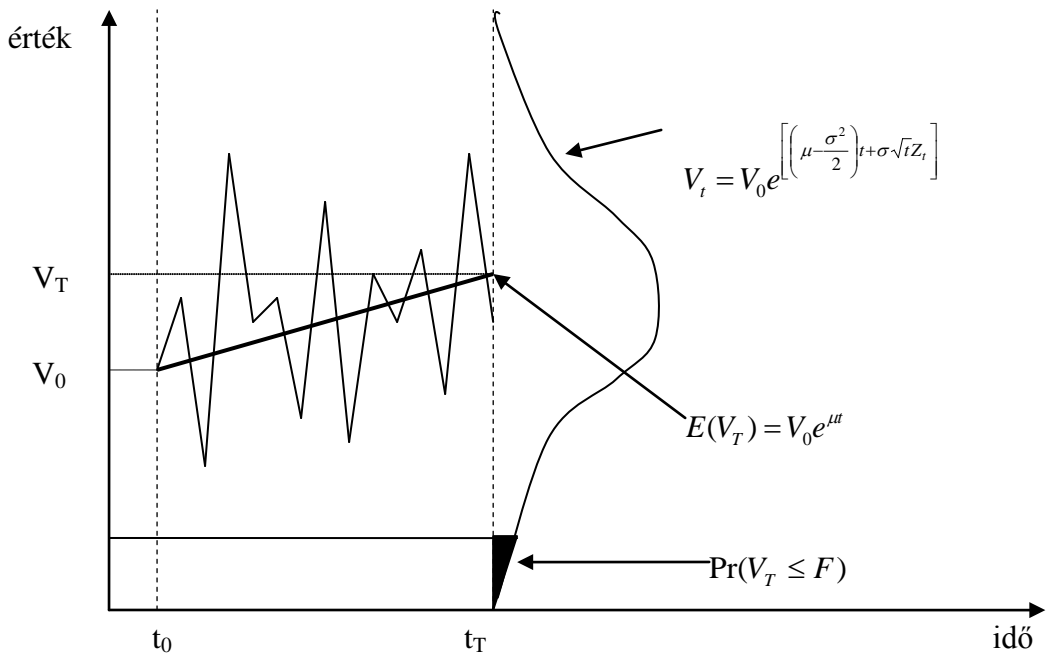
Ha már ismerjük a cég saját tőkéjének értékét, kiszámíthatjuk az idegen források értékét is, kivonva a saját tőkét a teljes eszközértékből:

$$D = V_0 - S = V_0 N(-d_1) - Fe^{-rt} N(d_2)$$

Ha már mindezt tudjuk, akkor már meg tudjuk határozni a default valószínűségét, melyet úgy definiálunk, hogy a cég eszközértéke az idegen forrás értéke alá süllyed. Ezt az alábbi egyszerű módon fejezzük ki:

$$\overline{PD} = \Pr(V_T \leq F)$$

Ez grafikusán ábrázolva az alábbiakat jelenti:



14. ábra – A vállalat eszközértékének változása a 0-T időszak alatt.

A fenti ábra a strukturális modellek általános kerete. A vállalat értékének valószínűségi eloszlását megadva már meghatározható annak a valószínűsége, hogy a vállalat értéke az idegen forrás értéke alá süllyed, vagyis csődbe megy a vállalat. A KMV módszertan ennél kissé továbbmegy. Nem a teljes követelésoldalt veszi figyelembe, hanem annak csak egy bizonyos részét. Ezt historikus tapasztalataival indokolja, minthogy a cégek nagy része már akkor is defaultossá válik, amikor az eszközértékük elér egy kritikus szintet valahol a teljes kötelezettségállomány és a rövid lejáratú kötelezettségek között. Ezért definiáltak egy közelítő értéket, amelyet ún. „Distance to default”-nak (DD) neveztek el. Ebben benne van az összes rövid lejáratú kötelezettség, illetve a hosszú lejáratú kötelezettségeknek a fele.

$$DD = \frac{E(V_H) - RLK - 0.5HLK}{\sigma}$$

ahol H a vizsgált időszakot (tipikus esetben egy évet) ölel fel, RLK a rövid lejáratú kötelezettségeket, HLK a hosszú lejáratú kötelezettségeket jelenti.

A defaulttól való távolság így azt jelenti, hogy hány szórásra helyezkedik el egymástól a várható eszközérték és az eszközérték kritikus szintje (amely a hosszú és rövid lejáratú kötelezettségek alapján számítható).

Így a nemteljesítés valószínűségét is újradefiniálták, a PD az alábbi formát ölti:

$$PD = \Pr(V_H \leq (RLK - 0.5HLK))$$

V_H -ra alkalmazva a Merton-féle logikát, az alábbi levezetést kapjuk az eszközértékre:

1. Brown-mozgás, azaz véletlen bolyongás feltételezése:

$$PD = \Pr(V_H \leq (RLK - 0.5HLK)) = \Pr(\ln V_0 + (r - 0.5\sigma^2)H + \sigma\sqrt{H}Z_H \leq \ln(RLK - 0.5HLK))$$

2. Black-Scholes formula:

$$PD = \Pr\left[Z_H \leq -\frac{\ln(V_0 / (RLK - 0.5HLK)) + (r - 0.5\sigma^2)H}{\sigma\sqrt{H}}\right]$$

A definíció alapján az egyenlőtlenség jobb oldalán a defaulttól való távolság áll.

Ebből eredeztethető az, hogy az ún. várható default frekvencia (Expected Default Frequency, EDF, ami a KMV terminológiája a PD-re) már megadható a normális eloszlás segítségével.

$$PD = EDF = N\left[-\frac{\ln(V_0 / (RLK - 0.5HLK)) + (r - 0.5\sigma^2)H}{\sigma\sqrt{H}}\right]$$

A modellek bemutatására tekintsük az alábbi példát:

Megfigyelési időtáv: $H=1$ év

Eszközök piaci értéke: $V_0=1000$ MFt

Várható eszközérték éves növekedés (drift): $\mu=20\%$

Eszközérték növekedésének szórása: $\sigma=25\%$

$RLK = 400$ MFt

$HLK = 400$ MFt

Ekkor a defaulttól való távolság (DD) a 10. egyenlet alapján $DD=2.72$. Ebből kiszámítható a 11. egyenlet alapján a normális eloszlás segítségével, hogy a PD nem más, mint 0.33% .

Kiszámítható a portfólió nem várt vesztesége, felhasználva az eloszlás normalitását, például úgy, hogy meghatározzuk a várható veszteség szórását annak várható értéke körül:

$$\Sigma = V_0 \times \sqrt{EDF \times \sigma_{LGD}^2 + LGD^2 \times EDF \times (1 - EDF)}$$

A szórásból már a hagyományos VaR-módszertannal számítható az eloszlás tetszőleges percentiliséhez tartozó nem várt veszteség értéke (minthogy a feltételezett eloszlás normális).

$$\text{VaR}(1 \text{ év}, 99,9\%) = N(0,999) \times \Sigma = 3,090 \times \Sigma$$

ahol N a sztenderd normális eloszlás eloszlásfüggvénye, amely 99,9%-ig kumulált értéke a 3,090.

Strukturális modellek esetén igen fontos a vállalat eszközértékének meghatározása, hiszen ebből eredeztethető a defaulttól való távolság, illetve azon keresztül maga a kockázat és a szükséges tőke. Kicsi, a tőzsdén nem kereskedett vállalatok esetén a pontos vállalatérték, illetve annak időbeli változékonysága nem könnyen határozható meg, hiszen számos alkalommal kellene DCF módszertan alapján értékelni a vállalatot. Azonban ez egy nagyobb portfólió esetén nem kivitelezhető, és – amennyiben ez mégis megtörténne –, a becslések várhatóan jelentős becslési hibákat hordoznának magukban. Így ez a megközelítés általában az intézmény portfóliójára nem alkalmazható, illetve nem adna robusztus, validálható eredményt. Így strukturális modell megalkotása felé nem indult el a kutatás, csak redukált módszerek vizsgálata történt.

4.6.1.2. Redukált modellek

Általánosságban annyi mondható el a redukált modellekről, hogy feltételezésük szerint minden egyes ügylet előbb-utóbb defaultba kerül - mivel minden egyes ügylet minden évben pozitív valószínűséggel dől be -, a default időpontja pedig τ . Amennyiben a PD-t meghatározzuk, az adott időhorizontba eső defaultokat számítjuk csak a teljes sokaságból, azaz

$$PD(H) = \Pr(\tau \leq H)$$

ahol H-val a már megszokott egy éves megfigyelési periódusunkat jelöljük.

A redukált modellek végső célja különböző technikákkal az összetett veszteségeloszlás meghatározása. Az input paraméterek mindegyike valamilyen eloszlású valószínűségi változó (PD, LGD, esetleg a PD szórása, LGD szórása), amelyek megfelelő összegzésével, illetve némely

esetekben az interdependenciák elemzésével is kiegészülnek, melyek a redukált modellek esetén korrelációk alkalmazásával, esetleg kopulák segítségével valósíthatók meg.

Az összetett eloszlás meghatározása a redukált modellek kulcsa. Általánosságban a hagyományos VaR-módszerek valamelyik válfaját alkalmazzuk a redukált módszerek esetén a szükséges tőkeszint meghatározására (McNeil, Frey, & Embrechts, 2005).

Azt követően, hogy megbecsültük az egyedi veszteségek súlyosságának és egy év alatt bekövetkezett események gyakoriságának eloszlását, meghatározhatjuk az összetett (éves) veszteségeloszlást. Az éves aggregált veszteségeket az alábbi módon számolhatjuk ki:

$$S_{N(t)} = \sum_{i=1}^{N(t)} X_i$$

ahol $N(t)$ a t hosszúságú időintervallum alatt bekövetkező események (veszteségek) számának eloszlása (a becsült gyakorisági eloszlás), X_i pedig az egyedi veszteségeket jelöli. Utóbbiakról feltesszük, hogy azonos, és egymástól és N -től is független eloszlásúak. Az összetett veszteségeloszlás eloszlásfüggvénye a teljes valószínűség tételének felhasználásával felírható:

$$F_{S_s}(x) = \sum_{k=0}^{\infty} p_k \cdot G^{(k)}(x)$$

ahol F_{S_s} az összetett eloszlás eloszlásfüggvénye, p_k a gyakorisági valószínűségek, $G(x)$ a súlyossági eloszlás eloszlásfüggvénye, $G^{(k)}$ pedig a k . konvolúciót jelöli.

Matematikailag ezen a ponton a következő probléma merül fel: a konvolúció számítása nagyon időigényes még kis számoknál is ($k=2,3$), és magasabb értékekre gyakran lehetetlen. A számítástechnikai megvalósításhoz azonban léteznek bizonyos megkötések alkalmazó módszerek. Ezek közül leggyakrabban az alábbi eljárásokat említi meg a szakirodalom:

1. ASRF modellkeret
2. Panjer rekurzió
3. Fast Fourier transzformáció
4. Monte Carlo szimuláció

A fejlett modellek mindegyike alkalmas a tőkekövetelmény megragadására. A disszertációban elemzett probléma a PD modellezésnél jelentkezik, így a disszertáció szempontjából a legalkalmasabb tőkeszámítási eszközt, az ASRF modellkeret kerül bemutatásra és alkalmazásra, mivel ez a módszertan portfólió-invariáns, ez mutatja be legjobban a PD változás hatásait, a portfólió-összetétel nem hat rá.

4.6.1.3. ASRF modellkeret

A legismertebb gazdasági tőkemodell a hazai intézményeknél, illetve szerte a világon az ún. ASRF (Asymptotic Single Risk Factor) modellkeret, közismertebb nevén az IRB-tőkefüggvény (Basel Committee of Banking Supervision, 2005). Ez az a gazdasági tőkemodellkeret, amelyet a szabályozó kiválasztott, hogy a szabályozói tőkekövetelmény mértékét meghatározza.

Az IRB-tőkefüggvény sztenderdizált keretet ad arra, hogyan is kell meghatározni a szabályozói tőke mértékét. A bemeneti kockázati paramétereket a Bank becsli meg a saját portfólióján, szigorú követelményrendszert teremtve arra, hogyan lehet ezt megtenni.

A tőkefüggvény maga nem más, mint egy egyszerű képlet, amely 575/2003/EU rendeletben (CRR) meghatározott módon definiálja, mennyi a szükséges tőke mértéke. A tőkemodell portfólió-invariáns, azaz maga a portfólió összetételétől független a számított tőke mértéke (Soczó, 2009).

A disszertáció szempontjából releváns tőkefüggvény az egyéb retail hitelpozíciókra vonatkozó IRB tőkefüggvény, amelynek teljes alakja az alábbi:

$$K\% = 1.06 * LGD * \left(\Phi \left(\sqrt{(1-R)} * \Phi^{-1}(PD) + \sqrt{\frac{R}{1-R}} * \Phi^{-1}(0.999) \right) - PD \right) * \frac{1 + (M - 2.5) * b}{1 - 1.5 * b}$$

15. egyenlet – IRB tőkefüggvény képlete

ahol R számítása az alábbi:

$$R = 0,03 * \frac{1 - e^{-35 * PD}}{1 - e^{-35}} + 0,16 * \left(1 - \frac{1 - e^{-35 * PD}}{1 - e^{-35}} \right)$$

16. egyenlet – Korrelációs paraméter az egyéb retail tőkefüggvényben

A tőkekövetelmény számítások során ezt a jogszabályban definiált képletet fogom felhasználni a számításokhoz. Az elemzés természetesen kiterjeszhető lenne más tőkemodellek esetében történő számításokra is, de azok jellemzően sokkal több szabadságot engednek, sokkal több bemeneti paramétert alkalmaznak. Még a viszonylag egyszerűnek

számító, redukált CreditRisk+ módszer is további bemeneti paramétereket (pl. default ráta szórása) kíván meg, így ezen bemeneti paraméterek elemzése és meghatározása is szükséges lenne.

5. EREDMÉNYEK

A vizsgálat során kialakításra került a populációt jól sorba rendező scoring rendszer, amely segítségével a teljes rendelkezésre álló idősor minősítését meg lehetett tenni. Elemezni lehet az idősor stabilitását, a kialakított scoring rendszer erejét, igazolni lehet első hipotézisem valóságát. Az ellenőrzést alátámasztandó egy szakirodalmi benchmark modell segítségével is bemutatom a megkülönböztető erő idősoros alakulását.

Ezt követően kialakításra kerül egy PD modell, amely végrehajtja a szakirodalmi ajánlások alapján a PD kalibrációt, és megfigyelhetővé válik a végső PD érték mozgása. Ez alapján felderíthetők a PD kilengésének okai és válasz adható a második hipotézisemre.

A végső eredmények tőkehatásként mutathatóak be, amelyet egy hipotetikus portfólión fogok prezentálni.

A kialakított scoring rendszer egy jelentkezési típusú scoring rendszer, mivel az intézményi viselkedés elemzéséhez nem állnak rendelkezésre publikus adatbázisok. Az általam elemzett hatás így csak parciálisan fog megjelenni, de a szöveggörnyezetben jelzem, amikor tapasztalataim alapján a viselkedési scoring rendszer máshogy, esetleg ugyanúgy, de erősebben mutatja a vizsgált hatást.

Jelen fejezet a továbbiakban bemutatja a modellezés alapjául szolgáló adatbázist, majd bemutatja a scoring rendszer paraméterezésének folyamatát, részletezi a PD becslés lépéseit végül bemutatja a vizsgált portfólióra a szabályozói tőkeszámítási folyamat (ASRF modell) eredményét, és vizsgálja ennek eredményeit. A következtetések és megoldási javaslatok a 6. és 7. fejezetben kerülnek bemutatásra.

5.1. Vizsgálathoz rendelkezésre álló adatkörök bemutatása

A modellezés során egy nagy elemszámmal rendelkező vállalati portfólió adatait használjuk fel. Az adatkörbe hazai KKV cégek kerülnek be, amelyek már potenciálisan a hitelintézetek célportfóliói lehetnek.

A portfólió hazai szempontból tipikus. A vizsgálat tárgyát képező szegmensben a 2007 és 2012 között mérlegbeszámolóval rendelkező vállalatok kerültek be az alábbi szűrésekkel:

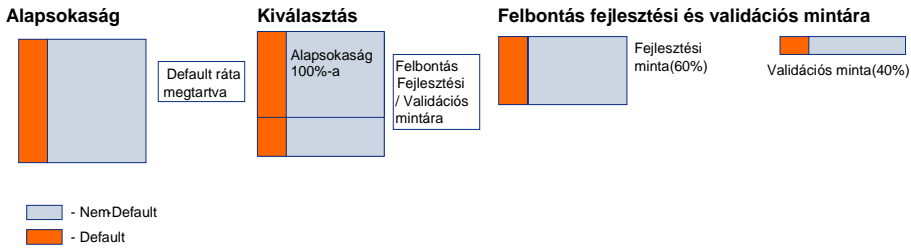
- kettős könyvvitelű, összköltség típusú éves beszámolót készítő cégekről van szó (egyszerűsített és teljes beszámoló is)
- naptári évvel megegyező, forintban könyvelő, teljes éves beszámolót készítő cég
- az adott év végleges, módosított beszámolója
- a beszámoló fősorait tekintve jó minőségben, konzisztensen töltött
- az adott mérleg fordulónapján az alkalmazottak száma 5 fő vagy magasabb
- negatív esemény a fordulónapot követően jelentkezik

A szűrések célja, hogy a kényszervállalkozásokat, a technikai jellegű cégeket kiszűrjük az elemzés során, mivel a hazai cégek kb. 90%-a ebbe a kategóriába tartozik. Ugyancsak kiszűrésre kerültek azon cégek, ahol a figyelt negatív események, amely jelen elemzésben a default eseményeket jelentik, a mérlegbeszámoló fordulónapja előtti dátumra estek. Ezen kiszűrések szerepe az volt, hogy már defaultban levő tételeket ne magyarázzunk a vélhetően rossz mérlegadatokkal, becslésünk előremutató legyen.

A negatív események, a default definíciója az alábbiak voltak:

- Adószám jogerős felfüggesztése
- Adószám jogerős törlése
- Csődeljárás megindítása
- Felszámolási eljárás megindítása
- Hivatalbóli törlés
- Végrehajtás megindítása

A fejlesztés a szűrés után a mintában szereplő valamennyi cégre kiterjedt. Az elemzés robusztusságának értékeléséhez a rendelkezésre álló szerződéseket szétválasztottuk 70%-30% arányban egy ún. fejlesztési és teszt (validációs) mintára, így a modell teljesítménye független mintán értékelhető.



15. ábra – Populáció szétbontása fejlesztési és teszt/validációs mintára

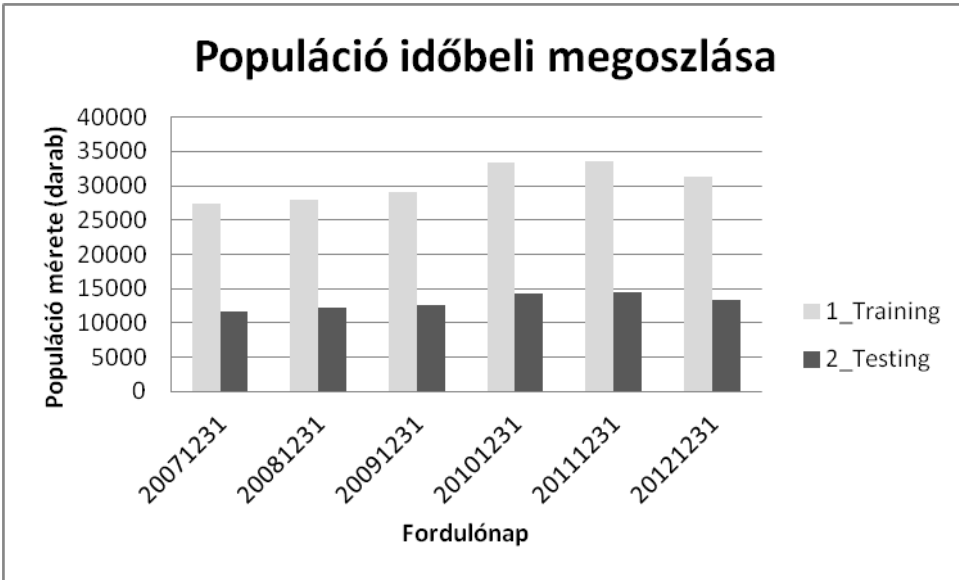
A portfólió méretét, a vizsgált teljes kiterjedés összeget és a defaultban levő esetek darabszámát és az újonnan bekerülő esetek számát az alábbi táblázat szemlélteti.

1. táblázat – Tőkeszámítás vizsgálat portfóliójának időbeli megoszlása

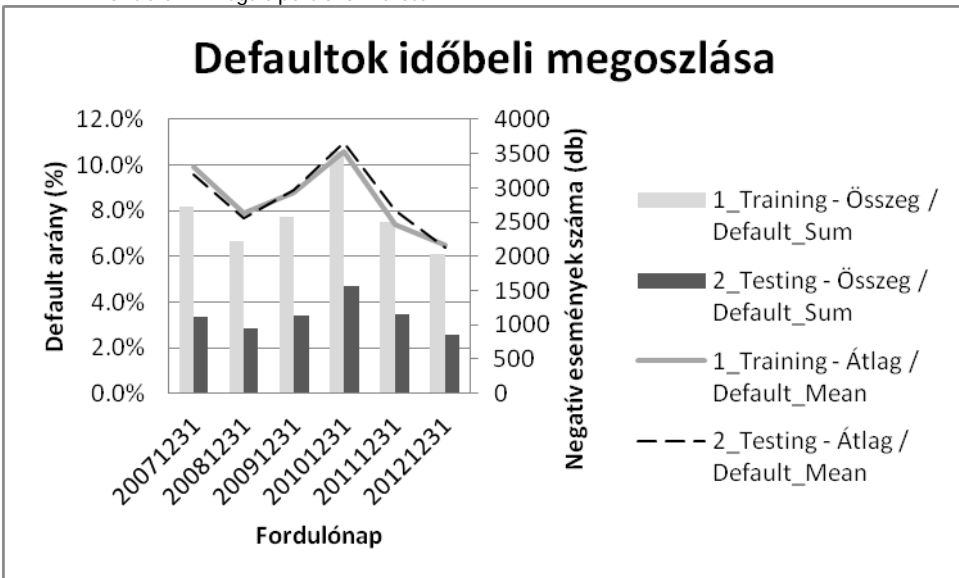
Fordulónap	Minta	Mintaméret	Default db	Default arány
20071231	1_Training	27311	2665	9.8%
20081231	1_Training	28135	2204	7.8%
20091231	1_Training	29094	2604	9.0%
20101231	1_Training	33201	3554	10.7%
20111231	1_Training	33511	2565	7.7%
20121231	1_Training	31313	2030	6.5%
20071231	2_Testing	11760	1171	10.0%
20081231	2_Testing	12043	948	7.9%
20091231	2_Testing	12669	1103	8.7%
20101231	2_Testing	14270	1546	10.8%
20111231	2_Testing	14438	1092	7.6%
20121231	2_Testing	13336	859	6.4%

Az adatbázis, mint látható, felbontásra kerül tréning (fejlesztési) és teszt mintákra. A hagyományos scoring logikának megfelelően egy független, időbelileg egyenletesen elosztott, úgynevezett out-of-sample minta kerül kiválasztásra, hogy ellenőrizhessük a modellünk jóságát.

Vizualizálva a fenti táblázat adatait jól láthatóvá válik, hogyan hatott a válság a hazai cégekre, felemelve az amúgy is kiemelkedően magas magyar általános default rátát.



16. ábra – Vizsgált portfólió mérete



17. ábra – Vizsgált portfólió negatív eseményeinek jellemzői

A válság a mintabeli adatok alapján a 2011-es év során érintette legrosszabbul a hazai vállalatokat, mivel a 2010.12.31-i mérlegbeszámolóban még teljesítő cégek több mint 10%-a került problémás helyzetbe a rákövetkező évben.

Az adatsorból látszik még egy hatás, amely szakirodalomban még ismereteim szerint nem elemzett, ez pedig az idősoros mintavételi torzítás. Ennek lényege, hogy mivel az adatainkat egy adott időintervallumból (időablakból) tudjuk megismerni, így portfóliószinten ügyelni kell arra, hogy a megfigyelésünk első periódusát ne használjuk számszaki elemzésre, mivel az torzított lesz. A későbbi periódusok is torzulhatnak, de a hatás ott már elhanyagolható. Ennek oka az, hogy az elemzésünk során szűkítésre kerül az elemzett minta arra, hogy csak teljesítő adósok képezzék a mintát. Azonban, ha a negatív információk csak korlátozott időintervallumra állnak rendelkezésre (esetünkben a végrehajtásokon kívül 2006. január 1-jétől), akkor az első időpontban lehetnek olyan esetek, amelyeket általános definíciónk mentén jónak érzékelünk, és beleillesztünk a mintába, holott már korábban volt nem gyűjtött negatív információja. Ezen mintarész jellemzően magasabb kockázattal rendelkezik, és figyelembe vételük növeli jellemzően az első időszak default rátáját. Ez nem csak a mi esetünkben van így, hanem a klasszikus banki default definíció esetén is, ott a 90 napos késedelem esetén is jelentkezik ez a hatás. Megoldás lehet a negatív események idősorának kiterjesztése a múltba, ha van ilyen lehetőség, illetve az első periódus kivétele, főként azon esetekben, ahol a PD számítás megtörténik.

A disszertációban a scoring fejlesztésnél felhasználok az első időszaki adatokat, mivel a 4.2.2. fejezetben bemutatottak alapján a default ráta változása nincsen hatással a scoring eredményekre, a torzítás mértéke elhanyagolható. A PD becslésnél később azonban ki kell zárni az induló egy időszak adatait, hogy pontos képet kaphassunk a becslésről. Ennek megfelelően a scoring fejlesztésnél a teljes mintát felhasználok.

A scoring rendszer kialakításához szükséges adatok valamennyi, a portfólió részét képező szerződésnél rendelkezésre álltak, az adatbázis szűrések biztosították a jó minőségű alapadatokat. A fejlesztési adatok minőségét az 11.1 melléklet táblázata szemlélteti, amely bemutatja, hogy a rendelkezésre álló adatok, mint minden intézményi adatbázis, kismértékű hibaszázalékkal rendelkezik, amely az alkalmazott módszertan robusztusságából fakadóan elhanyagolható mértékű torzításhoz vezet, s így nem befolyásolja az elemzési eredményeket. Az egyetlen hiányzó adat az eredmény-kimutatás mérleg szerinti eredménye, amely egy beszámoló típusban nem megadott adat. Ehelyett a mérlegben található mérleg szerinti eredményt kell felhasználni a változóképzéshez, amely így megfelelő lesz az elemzéshez. Hiányzó esetek találhatóak még a default dátumánál, de ez a mező értelemszerűen csak akkor töltött, ha a

default esemény jelző Default változó értéke 1. Ezt tekintve tökéletesen töltött (nem hiányos) ez a változó is.

A beszámoló alapadatakra természetesen nem lehet scoring rendszert építeni, mivel abszolút értékű adatok. Hogy a kockázattal kapcsolatos számítások paramétereizhetők legyenek, pénzügyi mutatószámok sora került kialakításra. Ezen pénzügyi mutatószámok a gazdálkodás egyes területeit próbálják meg jellemezni, és értékelni. Az alábbi kiemelt területek jelennek meg tipikusan egy vállalati modell kialakítása során:

- pénzügyi erőt, jövedelmet értékelő jövedelmi mutatószámok
- a vállalat tőkeszerkezetét értékelő tőkehelyzet mutatók
- a vállalat üzemhatékonyágát értékelő forgási sebesség mutatók
- a vállalat egy főre jutó termelékenységét mérő hatékonysági mutatók
- a vállalat időbeli változásait értékelő dinamikus mutatószámok
- a vállalat likviditási helyzetét számszerűsítő likviditási mutatószámok
- a vállalat méretének indikátorait jelentő méret mutatószámok
- egyéb, nem beszámolóból származó információk (pl. alapítás dátuma, régió, főtevékenység szektora, alkalmazottak száma)

A mutatószámok listáját iparági legjobb gyakorlat alapján határoztam meg, saját scoring fejlesztési tapasztalatomra hagyatkozva. Mivel a rendelkezésre álló publikus beszámolók nagyrészt egyszerűsített és nem teljes beszámoló adatokat tartalmaznak, így a kombinációk köre korlátos. Minden fenti területről megképzésre került legalább egy változó, néhol számos változó elemzése is megtörtént. Az alábbi mutató darabszámok kerültek kialakításra az egyes területekről:

2. táblázat – Egyes területeken vizsgált pénzügyi mutatószámok darabszámjai

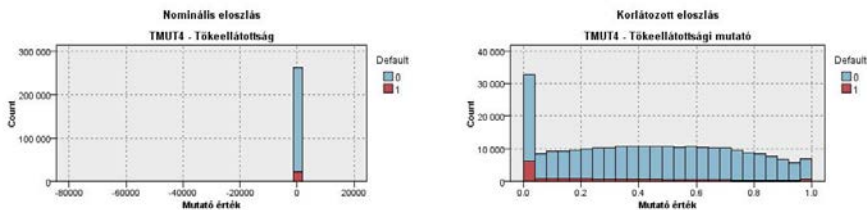
Terület	Darabszámok
<i>Jövedelmi mutatók</i>	21
<i>Tőkehelyzet mutatók</i>	7
<i>Forgási sebesség mutatók</i>	4
<i>Hatékonysági mutatók</i>	3
<i>Dinamikus mutatószámok</i>	4
<i>Likviditási mutatószámok</i>	3
<i>Méret mutatószámok</i>	3
<i>Egyéb mutatószámok</i>	1

Az elemzés során felhasznált pénzügyi mutatószámok részletes listáját és definícióját a 11.2 sz. melléklet tartalmazza.

5.2. Scoring rendszer kialakítása

A modellt a 4.2 fejezetben bemutatott modell módszertan alapján alakítottam ki. A kialakított pénzügyi mutatószámok természetes formájukban nem alkalmasak egy logisztikus regresszióban való figyelembe vételre. A modell módszertan érzékeny a pénzügyi hányadosok által generált extrém értékekre, illetve nemlineáris összefüggésekre (Pregibon, 1981). Hogy a képzett változóban található információk teljes mértékben kinyerhetőek legyenek a 4.2.3 fejezetben szereplő eljárást szükséges követni.

Minden egyes képzett változót egyedi változóelemzésnek vettem alá. Egy ilyen változóelemzés eredményét tartalmazza a jelen fejezet, egyébként az elemzés összefoglaló táblázatát mutatom be. A példaként megvizsgált változó a TMUT4: Tőkeellátottsági mutató, amelyen minden tipikus probléma bemutatható.

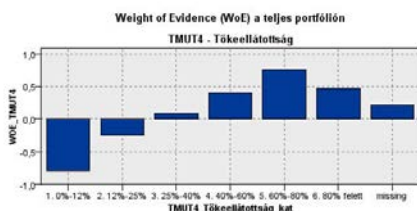
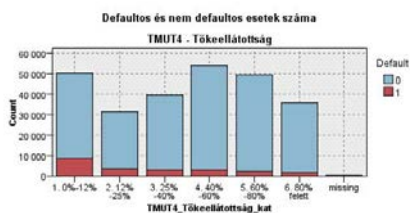


18. ábra – Egyedi változóelemzés 1 – Naturális eloszlások vizsgálata

A mutató a hányadosképzés miatt extrém értékekkel rendelkezik. Ezen extrém értékeket korlátozom, azaz a normális, szakértőileg elfogadható tartományon kívül eső értékeket a korlát értékével helyettesítem. Így kapható a bal oldali ábra, amely 0% és 100% közötti normális mutatóértékeket tartalmaz. 0 értéknél a mutató koncentrálódik, ezek azon cégek, amelyek nem rendelkeznek saját forrással, csak idegen tőkéből finanszírozottak (praktikusan nulla vagy negatív a saját tőke értéke).

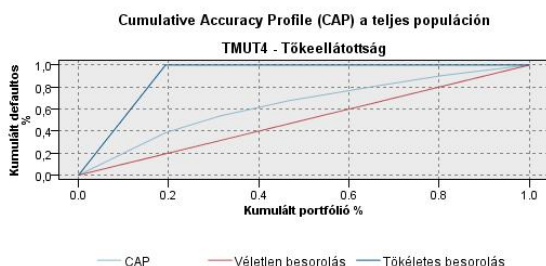
A változót szakértőileg meghatározott, kerek és értelmezhető kategóriákra bontottam. A cél a minél finomabb felosztás biztosítása úgy, hogy a képzett változó értékei időben stabil összefüggést mutassanak. Így néha egyes változóértékeket össze kell vonni.

A képzett kategóriák és annak WoE értékei az alábbiak:



A kategóriák egy „U” alakú változót írnak le (lásd a default ráta ábráját), azaz a nagyon alacsony és a nagyon magas értékkel rendelkező vállalatok kockázatosabbak. A nagyon magas idegen tőke aránya egyértelműen kockázatos, míg azok a cégek, amelyek nem rendelkeznek hitellel egy kicsit kockázatosabbak az átlagos cégeknél.

Az egyes megkülönböztető erő mutatószámokkal és a mutatószámra definiált CAP-görbével lehet értékelni.



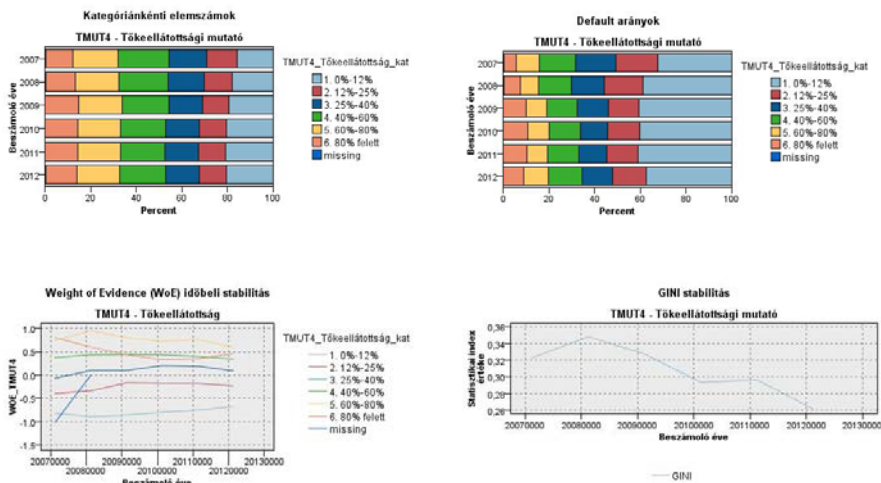
Mutató	Érték
<i>GINI</i>	30.4%
<i>K-S</i>	24.4%
<i>AUC</i>	0.652
<i>IV</i>	0.309

A CAP-görbe alapján a mutató erőteljes, és megfelelő egy scoring rendszerben való figyelembe vételre.

A legutolsó elemzési rész a mutató egyedi stabilitását vizsgálja. A kategorizálás és a felhasznált mutatónak olyannak kell lennie, amely megfelelően stabil, mivel így lehet csak időben stabil a végeredményül kapott rendszer. Ha ez utóbbi lépés kimarad, előfordulhat, hogy a modellt erőteljesnek mérjük a keresztmetszeti elemzés során, ám az időbeli

stabilitás miatt a legutolsó időszak(ok) adata nem erőteljes, így a kialakított modell instabil és nem alkalmas új ügyfelek minősítésére.

A mutatószámok egyedi stabilitásának elemzése az alábbi képet mutatja:



A mutató időbelileg stabil kategorizálással rendelkezik. Mind az elemszám ábra, mind a default stabilitás szinte egyforma valamennyi beszámoló évben. A kialakított kategóriák WoE értékei időben stabilak, az „U” alak miatt metszik csak egymást. A GINI időbeli értéke csökkenő, 35%-os mértékről 25%-os mértékre csökken az évek során. Ez utóbbi tény figyelemre méltó, ha van más változó, amelynek stabilabb a GINI lefutása, azt szükséges választani a tőkeellátottság mutató helyett. Ez az a hatás, amelyet el szeretnénk kerülni, időben stabil mutatókat keresünk. Mivel azonban a megkülönböztető erő nem csökken jelentős mértékben, így a mutató végső soron felhasználható a végső scoring modellben is.

Az alábbi táblázat bemutatja az IV és GINI mutatók alapján a változók erősségét. Mivel a modellezés során csak jelentkezői változók álltak rendelkezésre, így már az alacsonyabb megkülönböztető erővel rendelkező változók is jónak számítanak. A két mutató különböző módon méri a változók erősségét, így előfordulhat, hogy egy változó a két mutató alapján eltérő erősségű, de többnyire azonos erősséget jeleznek a mutatók. Minden mutatószám többé vagy kevésbé együttmozog a nemteljesítéssel, a statisztikai tesztek segítik kiemelni a besoroláshoz használható legjobb változókat.

3. táblázat – A minősítési rendszer egyváltozós elemzése

Változó	IV	GINI	K-S	AUC
TMUT5_Befektetett_eszközök_fedezettsége	0.408	0.335	0.277	0.667
TMUT6_Eladósodottság_aránya	0.337	0.314	0.252	0.657
TMUT1_Tőkefeszültségi_mutató	0.34	0.313	0.247	0.657
JMUT21_Adósság_visszafizetési_idő	0.314	0.307	0.245	0.654
TMUT4_Tőkeellátottság	0.309	0.304	0.244	0.652
JMUT18_kötelezettségek_EBITDA_aránya	0.289	0.295	0.236	0.648
TMUT7_Hosszú_távú_működésbiztonsági_mutató	0.332	0.294	0.237	0.647
LMUT3_Készpénz_likviditás	0.265	0.285	0.227	0.642
JMUT10_ROE	0.269	0.268	0.21	0.634
JMUT4_Saját্টőke_arányos_üzemi_eredmény	0.271	0.265	0.2	0.632
JMUT19_Rövid_kötelezettségek_és_árbevétel_arány	0.236	0.265	0.213	0.633
EFMUT4_Beszédés_időtartama	0.237	0.265	0.212	0.633
JMUT7_Saját্টőke_arányos_adózás_előtti_eredmény	0.266	0.26	0.209	0.63
LMUT1_Likviditási_ráta	0.221	0.26	0.191	0.63
JMUT2_Idegen_forrás_arányos_árbevétel	0.237	0.258	0.217	0.629
JMUT14_Nyereség_visszaforgatás_aránya	0.249	0.249	0.185	0.624
JMUT16_Kamatfedezet_II	0.199	0.247	0.194	0.623
TMUT2_Eladósodottsági_mutató_I	0.251	0.246	0.193	0.623
JMUT11_ROA	0.207	0.245	0.19	0.622
TMUT3_Eladósodottsági_mutató_II	0.248	0.244	0.196	0.622
JMUT9_Eszközarányos_adózás_előtti_eredmény	0.203	0.241	0.195	0.621
JMUT12_ROS	0.199	0.241	0.19	0.621
JMUT17b_Cash_flow_fedezet	0.221	0.238	0.198	0.619
JMUT8_Árbevétel_arányos_adózás_előtti_eredmény	0.196	0.234	0.189	0.617
LMUT2_Likviditási_gyorsráta	0.174	0.231	0.17	0.615
JMUT15_Kamatfedezet_I	0.173	0.223	0.184	0.611
JMUT17_EBITDA_fedezet	0.202	0.22	0.191	0.61
JMUT5_Eszközarányos_üzemi_eredmény	0.16	0.2	0.18	0.6
JMUT3_Üzleti_eredmény_haszonkulcsa	0.158	0.197	0.18	0.598
MMUT2_Eredmény	0.172	0.19	0.19	0.595
EFMUT2_Készletek_forgási_sebessége	0.095	0.16	0.138	0.58
JMUT20_Adósságszolgálati_mutató	0.103	0.151	0.094	0.575
EFMUT3_Követelések_forgási_sebessége	0.082	0.14	0.104	0.57
JMUT13_Működőtőkére_vetített_adózott_eredmény	0.055	0.126	0.109	0.563
EFMUT1_Eszköz_forgási_sebesség	0.069	0.099	0.077	0.549
JMUT1_Eszközarányos_árbevétel	0.034	0.094	0.088	0.547
E3_Alkalmazottak_száma	0.012	0.059	0.044	0.53
MMUT3_Eszköz	0.003	0.005	0.005	0.502
MMUT1_Árbevétel	0.001	0.001	0.001	0.5

Az Befektetett eszközök fedezettsége a legerősebb változó a megfigyelt mintában. A táblázatból látható, hogy a tőkeszerkezetet leíró mutatók a legerősebbek. Ez nem véletlen, mivel a tőke elfogyása, a saját tőke negatívvá válása a nemteljesítést erőteljesen valószínűsítő körülmény, így az ezt vizsgáló mutatók jellemzően a vállalati adósmínősítő rendszerek legjobban működő, legstabilabb mutatói. Közepesen erősek a különböző mutatószámok alapján a jövedelmezőséget, likviditást leíró mutatószámok.

Ezen változók alapján került sor a modell kialakítására. A modell a bemutatott logisztikus regressziós módszertan alapján került kialakításra, a független teszt mintától elkülönített fejlesztési mintán. A fejlesztés több körben zajlott, és alapvetően az alábbi logikát követte:

1. Stepwise regresszió futtatása: a modell paraméterezése megtörtént
2. Amennyiben a kialakított modellben pozitív együttthatójú WOE mutató volt, akkor a korreláció vizsgálata, és a korrelált mutató kiszűrése
3. Amennyiben a kialakított modellben nem volt ugyan pozitív WOE együttthatóval rendelkező mutató, de magas volt a korreláció, a korreláló mutató kiszűrése.

A végső modell paraméterezése ennek megfelelően az alábbi volt:

4. táblázat – Rating modell együttthatói

	β	Sztenderd hiba	Szignifikancia	e^β	e^β 99% konfidencia intervalluma	
					Alsó	Felső
WOE_JMUT16	-0.381	0.026	0	0.683	0.64	0.729
WOE_JMUT21	-0.121	0.023	0	0.886	0.836	0.94
WOE_LMUT3	-0.528	0.018	0	0.59	0.562	0.618
WOE_TMUT5	-0.551	0.017	0	0.577	0.552	0.602
WOE_TMUT6	-0.231	0.019	0	0.794	0.757	0.832
WOE_EFMUT4	-0.293	0.02	0	0.746	0.709	0.785
Konstans	-2.37	0.009	0	0.093		

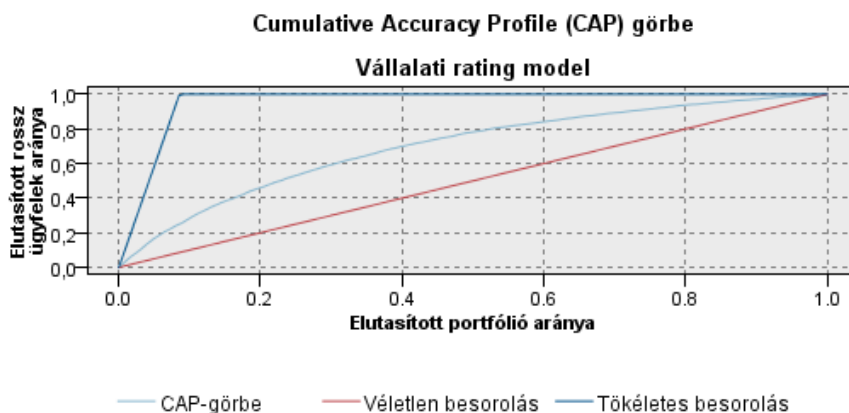
A teljes modell futási eredménye megtalálható a mellékletben. Mivel minden egyes változó WoE-transzformációja megtörtént, így az együttműködés egységesen negatív előjelet vesznek fel. Ez a WOE egyenlet sajátossága, amely default ráta szerint rakja sorrendbe az egyes mutatók képzett kategóriáit (lásd 11. egyenlet – Weight of Evidence mutató számítása). A modellezés során néhány változót (pl. likviditási ráta, likviditási gyorsráta) ki kellett zárni, mivel ugyan bekerültek volna a modellbe, de helytelen előjellel, korrelálva a többi változóval. A végső modell minden változó esetén előjelhelyesen paraméterezett, a mutató egyedi hatását korrekt módon megragadó együtthatót kapott.

A kapott modell robusztus, jó minőségű és stabil modellnek mondható. A modell teljesítményét a 4.3 fejezetben bemutatott eszközök segítségével teszteltem, és ezen tesztek eredménye azt mutatja, hogy a modell van olyan jó, mint egy átlagos hazai bank tipikus portfóliójának minősítése. Összefoglalóan az alábbi állapítható meg a rendszerről (értékelés értelemeszerűen a független teszt sokaságon zajlott):

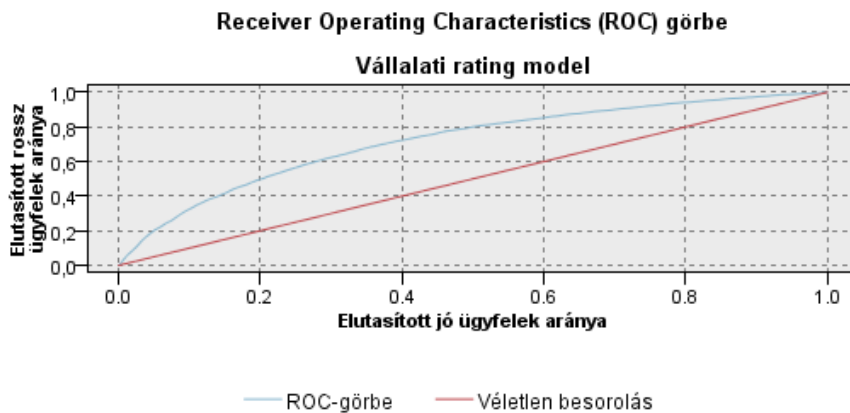
5. táblázat – Jelentkezési scoring modell teljesítménymérő számai

teszt minta	AUC	GINI	KS	Default	Nem default
Alsó 95%	0.707	41.5%			
Statisztika	0.718	43.6%	0.329	6719	71797
Felső 95%	0.729	45.8%			

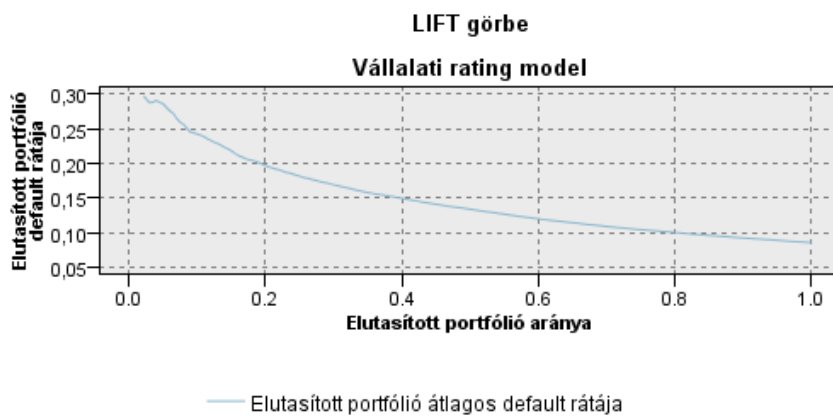
A teszt mintán is erős modellnek értékelhetjük a kialakított scorecardot.



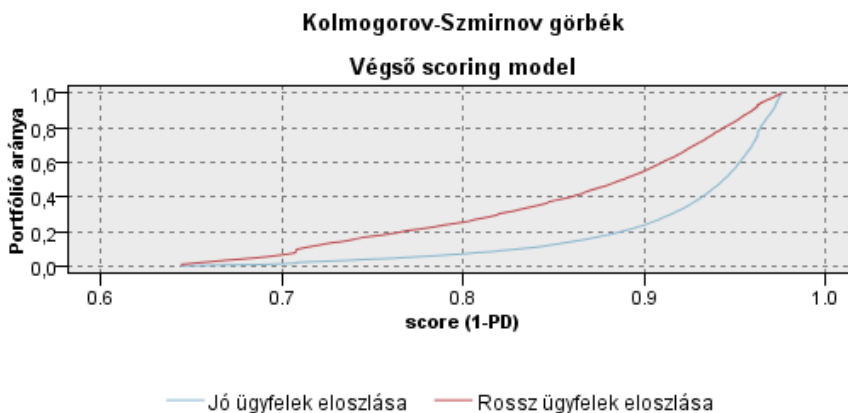
19. ábra – Rating rendszer CAP görbéje



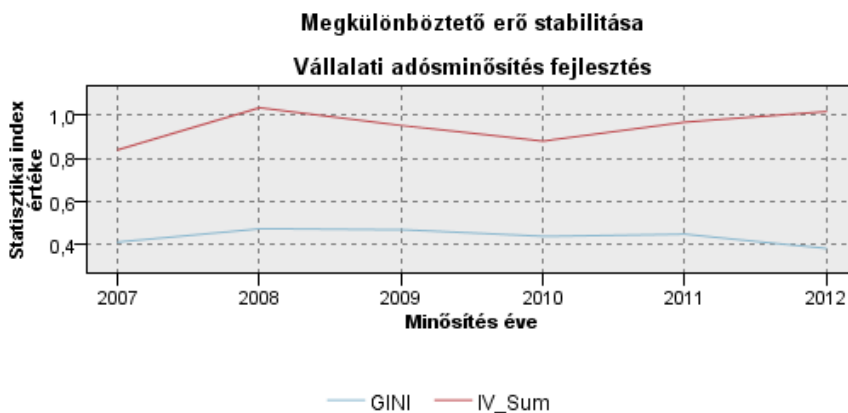
20. ábra – Rating rendszer ROC görbéje



21. ábra – Jelentkezési scoring rendszer Lift görbéje



22. ábra – Jelentkezési scoring rendszer Kolmogorov-Szmirnov görbéje
 A célként kitűzött elemzéshez megfelelő alapot biztosít a kialakított scoring rendszer. Idősorosan stabil megkülönböztető erőt biztosít, mint azt a 23. ábra mutatja, ahol a GINI és IV indexek idősoros értékével mérhető a kialakított rendszer stabilitása.



23. ábra – GINI és IV indexek időbeli alakulása
 A GINI mutató 40-50%-os tartományban mozog, ami egy stabil rendszert mutat a válság során is, illetve az információs érték összege (IV_Sum) is a teljes rating rendszerre vonatkoztatva 0,8-1 között mozog, amely szintén megfelelően stabil rendszer valószínűsít.

Vizsgáljuk meg az első hipotézist!

1. A scoring rendszerek statisztikai előrejelző képessége jelentősen megváltozik válság időszakban

A fenti ábra alapján kijelenthető, hogy bár a 17. ábrán bemutatott default ráták nagyon változatosak, és válság időszak során nagy kilengéseket mutathatnak, a sztenderd scoring eszköztár a megfelelő módon alkalmazva képes stabil és időtálló adósminősítő rendszereket alkotni, amelyhez évekig nem szükséges hozzányúlni. Ennek lépéseit és kritériumait a disszertációmban bemutattam, amelyek a következők:

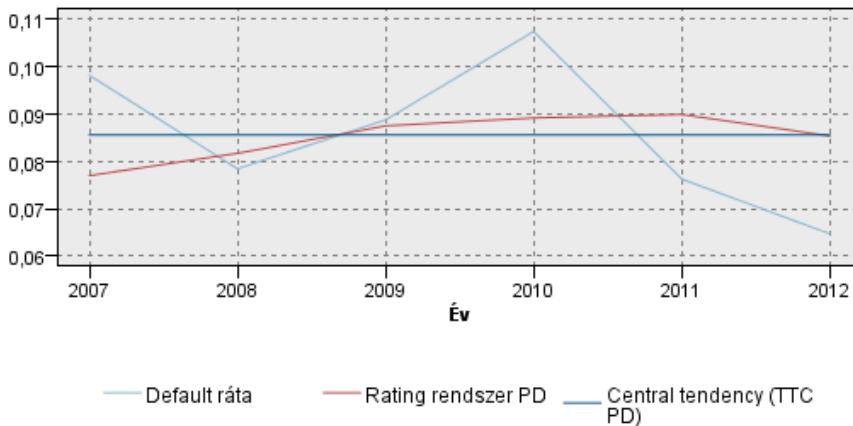
- megfelelő változószelekció: a mutatószám egyedi elemzése részletesen ki kell terjedjen a mutató időbeli stabilitására. instabil mutatók válság során rosszabbul teljesíthetnek. Olyan mutatószámok kiválasztására kell törekedni, amelyek:
 - o magas egyedi megkülönböztető erővel bírnak
 - o csak kismértékben veszítenek megkülönböztető erejükből válság alatt
 - o kategorizálásuk során válságidőszakban nem túlzottan koncentrálódnak vagy rendeződnek át
- megfelelő változó-transzformáció: hogy az utolsó csepp információt is kisajtolhassuk a rendelkezésre álló mutatószámokból, a WoE-transzformáció nagyon hasznos eszköz. Kezeli az extrém értékek problémáját, illetve a nemlineáris összefüggéseket is, amelyek vállalati scoring fejlesztésnél igencsak jellemzőek
- pontos korreláció elemzés: a fejlesztés során törekedni kell arra, hogy egymással nem korreláló, a logisztikus regresszió függetlenségi logikáját teljesítő változók kerüljenek be a végső modellbe.

Összességében tehát kijelenthetjük, hogy várakozásomnak megfelelően az **első hipotézist elvettem**, hiszen lehetőség van arra, hogy egy stabil és időtálló adósminősítő rendszert alakítson ki egy intézmény, és ennek megfelelően ne kelljen a minősítő rendszereit gyakran újrafeljesztenie.

Ennek peremfeltételei természetesen az, hogy hosszú időre visszanyúló, lehetőleg egy gazdasági ciklust felölelő információs bázissal rendelkezzen, amely információs bázis stabil mutatókkal is rendelkezik. Ha az intézmény nem gyűjt ilyen információkat, vagy időben változó az adatgyűjtési logikája vagy annak minősége, úgy egy stabil és időtálló minősítő rendszer kialakítása nehézségbe ütközhet.

5.3.Default ráta és becsült PD alakulása

Vizsgáljuk meg, hogy a tényleges default ráta, a kifejlesztett rating rendszer alapján becsült, nem kalibrált PD érték, valamint a default ráták hosszú távú átlagaként definiálható central tendency hogyan is viszonyul egymáshoz!

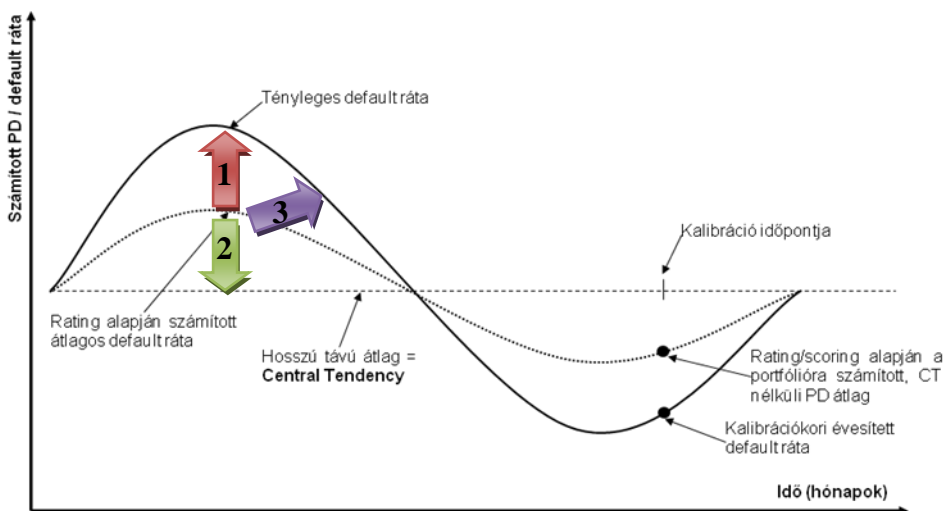


24. ábra – Default ráta, PD és central tendency a tényleges adatokon

Az ábra szinte tökéletesen leképezi a hipotézisem kifejtésénél bemutatott 12. ábra alakulását. A default ráta erősen ingadozik 6-11% között, a PD ezt nagyon szűk sávban követi (8-9%), míg a central tendency stabilan 8.5% közelében alakul (hiszen az csak egy historikus hosszú távú átlag).

Amikor egy intézmény PD értéket becsül, azt a jogszabályi keretek közé szorítva teszi. Néhány esetben ez a jogszabályi keret egymásnak ellentmondó hatásokat definiál. Ezen hatásokat vesszük sorba és elemezzük a fejezetben.

A PD kalibrációjakor több irányba is eltéríthetjük annak értékét, attól függően, mit tekintünk fontosabbnak a jogszabályi követelményrendszerből. Az alábbi ábrán megkísérlem összefoglalni ezeket a különböző irányú hatásokat.



25. ábra – PD kalibrációjakor figyelembe vett hatások

Az **1-es számmal jelzett hatás** az, hogy a kalibrált PD érték legyen mindig friss és reprezentálja a portfólió jelenlegi kockázatát. Ez jellemzően a legerősebb hatás minden egyéb hatás közül. A kapcsolódó jogszabályi rész a CRR 173. cikkelyének 1. b) pontja:

„az intézményeknek legalább évente felül kell vizsgálniuk a besorolásokat, és azokban az esetekben, amelyekben a felülvizsgálat eredménye nem indokolja az aktuális besorolás fenntartását, módosítaniuk kell azt. A magas kockázatú ügyfeleket és a problémás kitétségeket gyakoribb felülvizsgálatnak kell alávetni. Az intézményeknek új besorolást kell végezniük, ha az ügyféllel vagy a kitétséggel kapcsolatos lényeges információhoz jutnak;”

A követelmény azt mondja ki, hogy amilyen gyakran csak tudja, de legalább évente a bank minősítse újra az ügyfeleit. Ez a felülvizsgálat legyen alapos és kiterjedt. A minősítő rendszereknek hála ez azzal jár, hogy a portfólió válságidőszakban átsorolódik inkább a rosszabb kategóriákba, magasabb PD értéket eredményezve ezzel, a jobb időszakokban inkább átsorolódik a jobb kategóriákba, alacsonyabb banki szintű átlagos PD-t eredményezve ezzel.

Különösen erős a hatás akkor, ha vállalati esetben a modell figyelembe veszi a késedelem összegét (vö. CRR 170 (4) c.), mivel az szinte egy az egyben leképezi a default ráta alakulását. Lakossági oldalon, viselkedési

modelleket használva, amelyik figyelembe veszi a késedelmes napokat, szinte egy az egyben leképződik a historikus default ráta.

Minél szofisztikáltabb a modellstruktúra, annál inkább valószínű, hogy a default rátához közeli eredményre jut a minősítő modell, azaz szinte az aktuális default ráta becslése történik meg ez esetben.

A hatás ennek megfelelően prociklikus, mivel erősíti azt az ingadozást, ami jelen van a PD-ben, és nagyon részletes és mindenre kiterjedő elemzés során igen közel lehet a végeredmény a default rátához, amely szélsőséges PD értékeket jelenthet egy intézmény számára – válságban magasat, jobb időszakokban alacsonyat.

A 2. számmal jelzett hatás az, hogy a tőkestabilitás szempontjából a hosszú távú stabil PD elérése a cél. A vonatkozó CRR szabályozás a 180. cikk (1) a) pontja:

„az intézményeknek az egyes kötelezeti kategóriákhoz tartozó PD-értékeket az éves nemteljesítési ráták hosszú távon számolt átlagából kell becsülniük.”

A CRR hivatalos magyar fordításában a kitettség kategória kötelezeti kategóriának van írva, de a feltétel lényege az, hogy az egyes kitettség kategóriák PD becslését mindenféleképpen az egyes rating kategóriák historikus default rátájának átlagából kell becsülni, azaz az egyes rating osztályok default rátájának átlaga lehet maga a PD becslés. Ez annak az irányába hat, hogy az egyes kategóriákon belül legyen stabil a PD értéke, közelítse az intézmény az ábrán central tendency-ként jelölt vízszintes, stabil vonalat. Ez stabil PD-t és ezáltal stabil tőkekövetelményt jelent az intézmény számára – de csak az adott PD kategórián belül.

Mindenesetre a jogalkotói szándék világos, a PD becslés eredményezzen stabil értékeket, ne változzon meg jelentősen egy gazdasági ciklusban egy adott minősítési osztályba tartozó cégek becsült PD értéke. Megjegyzendő, hogy bár egy adott minősítési kategórián belül a PD lehet stabil vagy akár egy fix érték is, de a tőkekövetelményt a portfólió átlagos PD értéke mozgatja, amely azonban attól függ, hogy az egyes PD kategóriákban mekkora az állomány nagysága. Ennek megfelelően, ha válságidőszakban pl. megnövekedik a késő ügyfelek számossága, és ennek hatására jelentősen megnő a legrosszabb minősítési kategóriában a kitettség nagysága, úgy a portfóliószintű átlagos PD érték jelentősen megugorhat.

A hatás anticiklikus, hosszú távú stabil PD értéket adhat, ha kizárható a kategóriák közötti gyors migráció. Amennyiben az megengedett, úgy a tőkekövetelményre nincsen hatással ez a módszertan.

A **3. számmal jelzett hatás** az, hogy az intézménynek időszakról időszakra validálnia szükséges a rating rendszereit és PD modelljét. A vonatkozó jogszabályi hely a 174. cikk d) pontja, amely kimondja:

„az intézménynek rendszeres időközönként validálnia kell a modellt: a validálás magában foglalja a modell teljesítményének és stabilitásának monitorozását, a modellspecifikációk felülvizsgálatát, valamint a modell eredményeinek a tényleges eredményekkel való összevetését;”

A validáció során összevetésre kerül a modell által szolgáltatott PD érték és kalibráció a legutolsó időszaki PD értékkel és kalibrációval. A validáció jellemzően binomiális tesztet, illetve hasonló módszereket alkalmaz annak eldöntésére, hogy a kalibrált PD érték, illetve a realizált default ráta hasonló-e. Vajon elfogadható-e, hogy válság során egy kategórián belül becsült, hosszú távú historikus átlagos PD érték alacsonyabb, mint a kategória default rátája? Jellemzően nem, így válság során megemelkednek a szükséges tartalékok és marginok vagy add-on értékek, amelyeket a validációs terület szükségesnek lát a modell elfogadásához.

Végső soron a hatás időben eltolva jelentkezik, csak válságidőszakban, akkor prociklikus hatást eredményezve a PD értékében – akkor követel meg pótlékot, amikor a hosszú távú átlag jelentősen a realizált default ráta alatt marad.

A különböző hatások eredőjeként változatos PD modellek születnek az egyes intézményeknél. A különböző banki részlegek ereje, illetve a felügyeleti gyakorlat határozza meg, milyen modellek is születnek. A jogszabályi háttér komplex, egyszerre próbálja meg megkövetelni az intézményektől azt, hogy legyen pontos a PD becslésük, illetve legyen stabil, a tőkeszámításnak megfelelő PD érték megbecsülve. A szabályozói gondolat világos, a mai portfólió összetétel alapján, a hosszú távú múltbeli default tapasztalat szerinti PD-t határozza meg az intézmény, ahol a mai összetétel definiálása az intézmény kezében van. Csakhogy ha a mai portfólió összetétel nagyon dinamikusan változtatható, nincsen kordába szorítva az, hogy milyen gyakran és módon lehet átsorolni az egyes tételeket jobb/rosszabb minősítési kategóriákba, az nagyon prociklikussá teheti a végeredményt. Sajnos a jelenlegi szabályozás ösztönzi a minél gyorsabb és hatékonyabb átsorolást, a minél pontosabb

portfólió definíciót, ami azonban a portfóliósztinten stabil PD érték ellenében hat, és szélsőséges esetben leképezi a default rátát, hullámvá téve a PD értékét.

5.4. Gazdasági tőkeszámítás

A PD értéke szerencsére nem közvetlenül határozza meg a szükséges tőkekövetelmény mértékét, a jelenleg a szabályozásban használt ASRF keretrendszer csillapítja a PD-beli ingadozásokat. Ahogy azt (Soczó, 2009) bemutatta, a PD tőkefüggvények konkávok, azaz egy egységnyi PD növekedés kisebb mértékben hat a tőkekövetelmény mértékére.

Ahhoz hogy a elemzés tárgyát képező tőkekövetelmény stabilitását elemezhessük, a portfóliót idősorosán értékelni kell a kialakított rating rendszerrel. Mivel a rendelkezésre álló adatok alapján nem lehet egy viselkedési jellegű scoring rendszer kialakítani, két elméleti végletet fogok vizsgálni:

rating alapján számított PD: kizárólag a rendelkezésre álló információk alapján becslem a PD értékét, csak az éves rendszerességgel rendelkezésre álló beszámoló információkból levont adatok segítségével határozom meg a kockázatot. Ez megfelel annak, mintha egy intézmény nem használna viselkedési scoring rendszert, mindig csak a legfrissebb jelentkezési információk alapján minősítené ez ügyfelet. A felhasznált PD értékek a 24. ábra „Rating rendszer PD” időszora alapján határozódnak meg.

portfólió default ráta: feltételezem az, hogy a viselkedési információkban figyelembe lehet venni a késő napok számát, amely a rossz ügyfelek esetén azonnal a legrosszabb teljesítő kategóriához rendeli az ügyfelet. Ez megfelel annak, ahogy egy átlagos bank fejleszti a késedelem alapú minősítő rendszerét¹⁹. A kapcsolódó PD-t a 24. ábra „Default ráta” időszori adataival adom meg.

¹⁹ Némely bank külön kiemeli a viselkedési scoring rendszereiben azt, hogy a legutolsó időszaknak a késedelme mekkora és milyen régi, és ilyenkor szinte csak ez az egy információ dominálja a minősítést. Vállalati oldalon jellemzően a havi monitoringba épül bele hasonló elv, amely azonnal a legrosszabb teljesítő kategóriába sorolja az ügyfelet, amennyiben a késedelem valós.

A két rating lefutás rendszerek segítségével bemutatom, hogy a jogszabályban meghatározott, az 5.3 fejezetben kifejtett stabilitási cél és pontos becslés célja egyszerre nem teljesülhet.

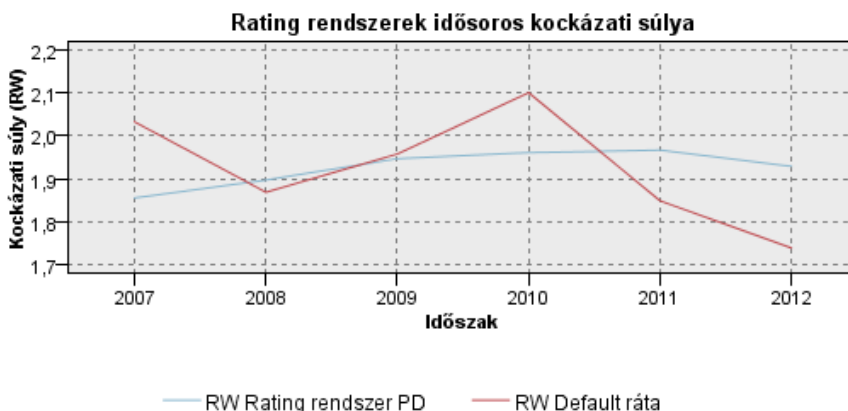
Az idősor elemzéséhez minden egyes szerződést minden egyes évben értékelni kell mindkét scoring rendszer segítségével. Mivel azonban a tőkeszámításnál csak a jól teljesítő portfólióra kell meghatározni a tőkekövetelmény mértékét, így az adott fordulónapon teljesítő állományra került kiszámításra a PD értéke. A számítás alapját a 24. ábra szolgáltatta. Erről az ábráról látható, hogy a default ráta ingadozik a legnagyobb mértékben, míg a rating modell által szolgáltatott PD érték csak kismértékben követi annak mozgását.

Mivel az intézményeknél jellemzően a portfólió default rátáját közelítő, viselkedési elemeket is tartalmazó adósminősítő rendszerek kerülnek bevezetésre, így a valóságban is inkább nagyobb kilengéseket tapasztalhatunk a PD értékében is.

Gyakorlatilag ez azt okozza, hogy a válság során relatíve megnövekedő arányú rossz adósok megnövelik a Bank tőkeigényét is. Ennek illusztrálására, a tőkekövetelmény számításához a 4.6.1.3 fejezetben definiált módszertan segítségével határozom meg a szükséges tőkekövetelmény relatív (mindenkori kitettség százalékában megadott) mértékét. Mivel az intézmények PD/LGD alapon számítanak értékvesztést is, így a szükséges értékvesztés szintjét is a kalkuláció részévé tettem.

A számítások elvégzésénél csak a teljesítő állomány kerül figyelembe vételre, mivel a defaultos állományra az intézményeknek már megfelelő mértékű ex-post értékvesztést kell képezni, így elvileg nem szükséges a tőkeszint fenntartása. Minden esetben fix, a jogszabály által meghatározott 45%-os LGD értékkel kalkuláltam a portfólió esetén, hogy az LGD ne okozzon a számszerűsítésben problémát. Ez amúgy egy jelentős egyszerűsítés, mivel néhány kutatás már bemutatta (Jokivuolle & Virén, 2013), hogy a PD és LGD erőteljesen együttmozog válság esetén, azaz azon időszakokban, amikor a PD növekedik, az LGD átlagos értéke és növekszik, azaz a megfigyelt hatás a most bemutatottnál nagyobb is lehet.

A számítások a 26. ábrán bemutatott eredményt hozták. A számítás elvégzéséhez a CRR 153. cikkelyében meghatározott vállalati tőkefüggvény használtam.



26. ábra – Tőkekövetelmények PD és default ráta alapján

A 26. ábra számain az látható, hogy a ritkábban frissülő, limitált információval dolgozó rating rendszer lassabban, míg a mindenkori viselkedést leíró minősítő rendszer gyorsan követi a változásokat. Mivel a PD függvény konkáv, a PD értékek abszolút szintjétől is függ a tőkeszint ciklikusságának mértéke. A fenti ábrán a kockázati súly 175% illetve 210% között mozog (kb. +/- 20%-os relatív sávban), ami azt jelenti, hogy válságidőszakban az intézmény tőkéjének egyötödét a nehéz időszakokban kell előteremteni, nem pedig a gazdaságilag könnyebb, válságmentes időszakokban. A tőke, követve a PD 24. ábrán bemutatott hullámain, maga is hullámzik, prociklikus lesz.

Az ábráról az is látszik, hogy a klasszikus, csak jelentkezési változókat használó scoring rendszerre építő modell sokkal kisebb mértékben hullámzik, 185% és 195% között mozog, válságidőben csak maximum 5%-os addicionális tőkekövetelményt okozva.

Praktikusan kimondva: ha a szabályozó stabil tőkeszintet szeretne tartani a bankoknál, amely válságban és válságon kívül is hasonló szinten marad, akkor a minimum tőkeszint meghatározásánál minél nagyobb kategóriákat kell definiálnia, és minél kevesebb, illetve lassabban változó információt szükséges figyelembe venni a portfólió kockázatának definiálásában.

Vizsgáljuk meg a második hipotézisemet!

„A szabályozói előírásokat betartva, a bankok olyan PD módszertant alakítanak ki, amely által előrejelzett PD értékek jelentősen megváltoznak a válság során.”

A hipotézis megállja a helyét, mivel a szabályozói előírások a gyakori és minél pontosabb, ügyfél ügylet és késedelem információk figyelembe vételét követelik meg, amely az ügyfelek gyakori átsorolását eredményezik. Különösen lakossági területen megfigyelhető, hogy a fejlett módszereket alkalmazó intézmények viselkedési scoring segítségével havi rendszerességgel átértékelik, besorolják a portfóliójukat, amely nagyon pontosan képes követni a következő időszak (egy év) PD értékeinek alakulását, erről a validációs területek meg is bizonyosodnak. Ennek megfelelően ezen intézmények lekövetik a ciklusokhoz kapcsolódó default ráta hullámait teljes portfóliószinthez számított PD értékek kiszámításánál. Ez a hatás kissé csillapítva, de még mindig nem elhanyagolható mértékben jelentkezik a tőkekövetelményben is, prociklikussá téve azt, a válságidőszakokban magasabb tőkekövetelményt, gazdasági fellendülés esetén pedig alacsonyabb tőkeminimumot tartva szükségesnek, mint ugyanennek a portfóliónak a hosszú távú átlagos PD értéke.

A második hipotézisemet így igazoltnak tekintem. A számításaim mintegy 20%-os tőkeminimum szint ingadozást mutattak a teljes hazai vállalati szegmens tekintve, amennyiben a default rátát korrektil megragadó (például a késedelmes napok számát figyelembe vevő rendszert működtető) adósminősítő rendszer van használatban egy adott intézmény esetén.

6. KÖVETKEZTETÉSEK, JAVASLATOK

Összefoglalásképpen az 5. fejezet eredményei azt mutatják, hogy van arra lehetőség, hogy válságálló, stabil adósminősítő rendszert lehessen kialakítani, az adósminősítő rendszer maga nem okoz különösebb ciklikusságot vagy mozgást a tőkekövetelményben. A rating fejlesztési folyamatot jól alkalmazva, az 5. fejezetben bemutatott megfelelő elemzések és módszerek használatával jól működő, időtálló rendszereket lehet alkotni, amelyek ciklusokon átívelően is képesek működni.

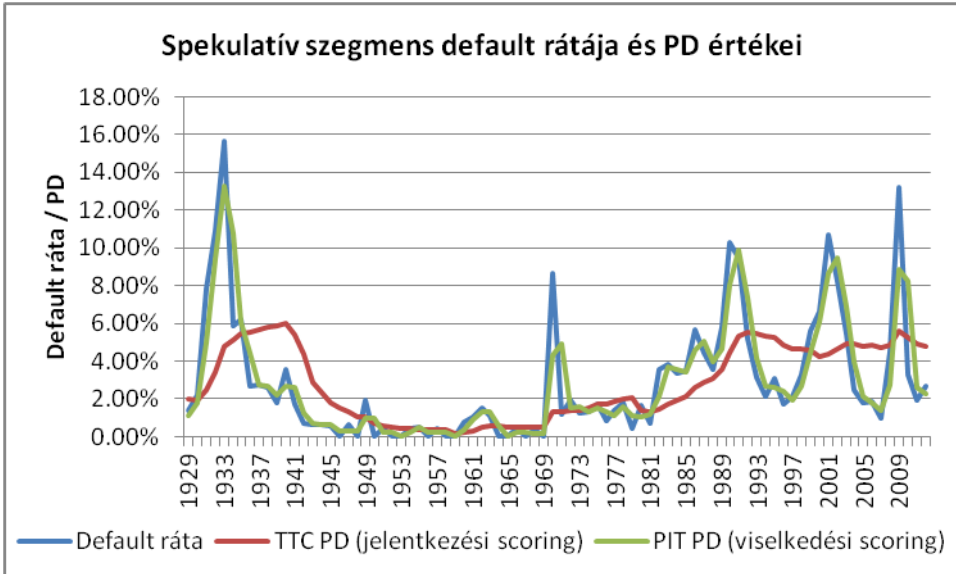
Megállapítható egyúttal, hogy a jelenlegi szabályozás több olyan elemet definiál a rating rendszerekre vonatkozóan, amely ellentmondásos irányban hat (lásd 25. ábra). Ezen követelmények megszabják, hogy legyen pontos, friss, aktualizált, előretekintő és időben stabil az az adósminősítés, amelyet egy intézmény az IRB módszerében a

tőkeszámítás során alkalmazhat. Probléma azonban az, hogy ezek a jó tulajdonságok egyszerre nem jelenhetnek meg az adósminősítő rendszerben. Vagy az időbeli stabilitásról, vagy a minősítő rendszer pontosságáról le kell mondani, és ennek megfelelő adósminősítő rendszert lehet alkalmazni.

Még ha egy időben nagyon stabil és jó minőségű, magas megkülönböztető erejű, az egyes kategóriákra vonatkozólag through-the-cycle jellegű PD értéket becslő adósminősítő modellt is alakítunk ki, a portfólió migrációból fakadóan az összetétel hatás miatt a PD értékek masszívan növekedni tudnak egy válság során, prociklikus hatást eredményezve (lásd 26. ábra). Mivel egy mai intézményi modell nagyon jó megkülönböztető erővel rendelkezhet, a felölelt PD tartomány nagyon szélsőséges lehet, és ennek hatására az átlagos tőkekövetelmény mértéke tág határok között is ingadozhat.

Összességében kimondható, hogy a stabil, időszakokon átívelő PD-t csak egy olyan adósminősítő rendszer képes adni, amely időszaktól függetlenül hasonló kockázati besorolást képes adni a vizsgált ügyfélről, legyen az vállalati adós vagy lakossági adós, az időszaki változások csak kismértékben mozdíthatják el az ügyfél általános kockázati besorolását. Amennyiben az intézmény egy olyan adósminősítő rendszert alakít ki, amely érzékenyen reagál a mindenkori kockázati változásokra, rögtön érződni fog a hosszú távú PD becslés ellenére is az, hogy a portfólió összetétele változik, és az ügyfelek a külső kockázatok hatására az adósminősítési skálán fel és le fognak migrálni, vándorolni, instabillá téve a szükséges számított tőkekövetelmény mértékét.

Az instabilitást jól példázza, ha megvizsgáljuk egy külföldi adatsoron alapuló számítást, amely bemutatja, mit jelenthet egy a PD-t igen korrektul becslő rendszer és egy átlagos PD-t becslő modell között a különbség. A modellek saját egyszerűsített számítás eredményei, és az előző évre, illetve az előző 10-12 év adatára portfóliósinten (nem egyedileg) illesztett modellt mutatnak be.



27. ábra – Spekulatív rating osztályok default rátái, saját számítás (Moody's, 2013)

Amennyiben a 27. ábrán bemutatott erőteljes változások leképeződnek az intézményi rating modellekben az 5. fejezetben bemutatott módszertan alapján, úgy a válság során szükséges tőkekövetelmény mértéke többszöröse is lehet a nem válságbeli állapothoz képest.

Amennyiben az intézmény pontosan leképezi a default rátát, a jelenlegi szabályozásnak megfelelően a portfólióban gyakran átsorolja az ügyfeleit jó és rossz rating osztályok között, úgy a tényleges default rátához közelítő PD-t kap. Így a tőkekövetelmény minimuma prociklikussá válik, és válságban kiszolgáltatottá teheti az intézményt.

Mivel a második hipotézisem abba az irányba mutat, hogy ez egy olyan probléma, amelyet a szabályozásnak meg kell oldani, néhány megoldási javaslatot görcső alá veszek.

6.1. Bázis III megoldás: anticiklikus tőkepuffer

Szokták mondani, hogy a bankszabályozást a bankválságok írják. Mivel a legutolsó pénzügyi válságban már a Bázis II rezsim alatt történt, látható, hogy a szabályozók is felfigyeltek arra, hogy a jelenlegi szabályok nem elégítik ki az összes definiált célt, nem szolgáltatnak stabil, válság során is elegendő mennyiségű tőkét.

A Bázis III-ban meghatározott anticiklikus tőkepuffer feladata, hogy biztonságul szolgáljon a gazdasági ciklusok ingadozásából fakadó

kockázatokra, és a gazdaság túlfűtöttsége esetén addicionális tőkepuffert képeztesen a piacon tevékenykedő intézményekkel.

A 2013 augusztusában kialakított szabályozás egységes, európai bankrendszer szintű megoldást nyújt a problémára, amely a problémakör igencsak elnagyolt kezelését jelenti. A jelenleg hatályos szabályozás a 2013/36/EU sz. EU direktívában, illetve az 575/2013 sz. EU rendeletben (CRR) van definiálva, amely a nemzeti szabályozó hatóságoknak egy 2.5 százalékpontos mozgásteret biztosít tőkekövetelményben meghatározva, a minimális 8%-os mérték felett.

A megoldás problémája kettős. Először is, a szám bankrendszer szinten (pl. magyarországi bankszektor) határoz meg egyetlen értéket, amely az egyedi portfóliókhoz nem igazodik. Az egyes intézmények PD modelljei jelentősen eltérhetnek egymástól. Amely bank stabil PD-t becsül, azt túlzott mértékben büntetheti, amely intézmény aktívan alkalmazza a rendszeres újraértékelést és pontos kockázatfelmérést, annak lehet, hogy nem elégséges. Másodsorban ez az érték retail portfóliók esetében túlzott mértékű lehet, míg vállalati oldalon alacsonynak mondható, a tőkefüggvény formájából fakadóan, azaz a retail oldalon erősebb intézményeket hátrányosabban érintheti.

Ha a tanulmányban elemzett példát nézzük, a tőkekövetelmény 20%-os ingadozását ellensúlyozni tudja az anticiklikus tőkepuffer, az ugyanis 2.5%/8% ~ 30%-os beavatkozást tesz lehetővé abban az esetben amennyiben a szabályozó hatóság pontosan tudja detektálni a jó és rossz időszakokat. Ez alapján, ezen egy példa szerint még jó is lehet a tőkepuffer logikája.

Egy hosszabb idősort tekintve azonban, ha a Moody's ábráját nézzük (lásd 27. ábra 27. ábra), a legutóbbi három válságciklusban 2% körüli szintről 8%-os mértékre ugrott a becsült viselkedési scoring alapú becslésnek megfelelő PD érték. Ez, 45%-os LGD mellett kalkulálva egy 9.74%-os tőkekövetelmény szintről egy 15.1%-os szintre történő ugrást jelent, amelyet félig sem fed le az anticiklikus tőkepuffer mozgásteret.

Egy ilyen rendszerszintű puffer alkalmazása tehát a diverz portfóliókkal rendelkező bankok közül a retail hitelezőket súlyosabban érinti, míg a vállalati portfólióval rendelkező ügyfeleket nem tartalmazhatja eléggé. Így a szabályozás egyfajta „szovjet borotvaként” funkcionál, a problémakört csak látszólag oldja meg.

Az anticiklikus tőkepuffer külön problémája, hogy mértékét a nemzeti szabályozó hatóság állapítja meg, amely válság során vélhetően nem fog

0%-os mértéket meghatározni, mivel mindig számíthat egy nagyobb válságra, így attól függően, mikor milyen szintet határoz meg a szabályozó, előfordulhat, hogy a puffér tovább erősíti a tőkekövetelmény ciklikusságát. A tőkepuffer rosszul használva még mélyítheti vagy el is nyújthatja a válságot.

6.2. Minősítő rendszerek kivezetése az IRB módszerből

Egy radikális, de hatékony lépés lehet valamennyi instabilitási problémára az alábbi módszertan.

Először is vizsgáljuk meg, milyen alapvető elvek alapján kerültek kialakításra a jelenlegi szabályok:

- az IRB módszertan idomuljon az intézmény mindenkori kockázati profiljához, mindig a pillanatnyi portfólióra
- az IRB módszertan szolgáltatson a tőkefüggvény számára PD és LGD értékeket
- mindenkor stabil PD és LGD értékek kerüljenek meghatározásra a modell alapján

Amennyiben az intézmény saját adósminősítő rendszereit használja, az 5. fejezet alapján látható, hogy instabil lesz a tőkeszint mértéke. Hogy ez elkerülhető legyen, minden esetben a teljes portfólióra kell kockázati paramétereket számítani, és szükségszerűen tilos a késedelmes napok szerinti felbontás. Mivel minden minősítő rendszer jó és rossz ügyfél szerint bontja meg a portfóliót, ezért lehetetlen olyan adósminősítés kialakítása, amely mentes az összetétel hatás figyelembe vételétől, amikor az egyes rating osztályok PD értékeit használják az intézmények a tőkekövetelmény minimum meghatározására.

Ennek megfelelően az a módszertan, amely csak tipikus portfóliókra bontja az intézményi ügyfélkört, megfelelő mélységű ahhoz, hogy arra a tőkekövetelmény minimum meghatározásához kiszámítsa az intézmény a historikus default ráta átlagos szintjét, illetve a historikus veszteségráta átlagos szintjét, és ez alapján állapítsa meg az IRB tőkefüggvény segítségével a szükséges tőkeszintjének minimális mértékét.

Az alábbi tulajdonságoknak kell teljesülnie:

- A portfólió felbontása sztenderdizált kell legyen. A jelenlegi eszközosztályok lehet, hogy túl tágak, a különböző szegmensek tovább bonthatóak, de nem a rating rendszer szerint számított kockázatuk szerint, hanem a naturális, stabil jellemzőik alapján. Retail oldalon ez lehet termékszintű, esetleg az ügyfél teljes

eladósodottsága szerinti dimenzió. Vállalati oldalon a vállalat mérete, iparága lehet szegmentáló tényező.

- Mindig az megfelelő múltbeli hitelezési logika szerint folyósított ügyletkörre számított PD értéket kell a portfólió megfelelő részeihez rendelni. Azaz ha egy hazai példát veszünk, a 2009 előtt nyújtott deviza lakáshitel állomány a teljes historikus (magas) default ráta átlag szerint számított PD-t kell kapjon, míg a jelenlegi forint portfólió, LTV-ben és PTI-ban korlátozott része egy alacsonyabb, a múltból csak a hasonló hitelek átlagos default rátáit kell kapják. Azaz egy eszközosztályon belül csak a hitelezési folyamatok változásai okozhatnak eltérést a használt átlagos PD értékben, az ügyfél és ügylet minősége nem.
- A default ráta és veszteség ráta szabályozását rigorózan meg kell határozni. Már 2008-ban rámutattam (Madar, 2008) arra, hogy a default rátát a jelenlegi szabályozás alapján nagyon sokféleképpen lehet definiálni. A szabályozásnak ki kell térnie arra, hogy egyes tételek esetén mi számít bázeli késedelemnek (pl. legyen egy bázeli számláló, amely adott késedelmes összeg feletti tételek esetén késő naponként eggyel növekszik, vagy használja-e a bank a számviteli FIFO elvű késedelmes napokat, amelyben az elv miatt ugrások lehetnek), hogyan legyen figyelembe véve a késedelmi kamat késedelme, a materialitás pontos definícióját meg kell adni minden termék esetén. Ezután definiálni kell azt is, hogyan számítunk default rátát, mivel a stock-flow probléma miatt (ügyfél/ügylet darabszám egy időpontra vonatkozik, míg a defaultok egy időszak alatt következnek be) számos alternatív megoldás különböző default rátát tud számszerűsíteni.
- A visszatekintés ideje sztenderdizált kell legyen, illetve hosszabb, mint a jelenlegi 5 év. A 27. ábráról látszik, hogy a legutolsó három válság kb. 10 évente követte egymást, így értelmesnek látszik egy 10 éves visszatekintési időszak, amelyen egy intézménynek számszerűsítenie kell a default rátát, illetve a veszteségrátát. Ez az ábrán szereplő TTC rendszerhez hasonló átlagos historikus default rátát fog eredményezni, amely az egyes default ráta kilengésektől függetlenül, stabil tőkeszintet fog definiálni az intézmények számára.

Ezen módszertan segítségével lehet olyan stabil tőkekövetelményt meghatározni, amely az egyedi intézményi sajátosságokhoz illeszkedik, az adott bank portfólióját használja fel, figyelembe veszi a portfólió és hitelfolyamatok időbeli változásait, és időtálló, stabil tőkekövetelményt

nyújt. A módszertan elhagyja a jelenlegi rating alapú besorolás instabilitását, és pontosabban definiált keretek közé szorítja a default ráta és veszteségráta számítását. Ennek eredményeképp az intézmények profiljához illeszkedő, stabil tőkekövetelményt lehet megszabnia a szabályozónak is, és könnyebb meghatározni a tipikus válság túléléséhez szükséges tőkekövetelmény szintet is.

A módszertan hasonlít a sztenderd módszerre tekintetben, hogy részletes portfólió bontást kíván meg, amelyet a szabályozó definiál, ám annyiban az IRB előnyeit használja, hogy a bank tényleges tapasztalatait veszi figyelembe.

A módszertan leválasztja az IRB módszertanból a minősítő rendszereket, meghagyja azokat befogadási és portfólió menedzsment illetve portfólió monitoring eszköznek, amely a bank mindenkori pillanatnyi üzleti folyamatait tudja kezelni. A pontos becslés és rövid távú predikciók így megmaradnak a bank hatáskörében, a szabályozó pedig egy pontos, intézményre szabott és stabil tőkekövetelmény számítását kaphat.

6.3. TTC adóminősítő rendszerek kialakítása

A lehető legkomplexebb feladat, amellyel a bankok találkoznak, hogy hogyan lehet egy olyan adóminősítő rendszert kialakítani, amely mind a portfólió elkövetkező évi alakulását (rövid távú kockázatát), mind a portfólió ciklusokon átívelő kockázatát (hosszú távú kockázatát, ún. „through-the-cycle” avagy TTC típusú modell) képes megragadni. A tanulmányomban bemutattam, hogy az adóminősítő rendszer fejlesztési folyamatokat követve ez alapvetően nem lehetséges, minél pontosabb és precízebb, valamint minél gyakoribb az ügyfelek minősítése, annál inkább az ingadozó default rátát közelíti az eredmény.

Amennyiben az IRB rendszer gondolatvilágában maradunk, és az adóminősítő rendszerek segítségével kell meghatározni a PD értékét, lehetőség van az adóminősítő rendszerek minimum követelményeit úgy meghatározni, hogy azok TTC jelleget öltsenek.

Az egyik lehetséges, de megoldásában komplex út az, hogy olyan minimum követelményeket szab meg a szabályozó a PD modellt tápláló modellekkel kapcsolatban, amely biztosítja azt, hogy a felhasznált adatokban ne legyen erős az összetétel hatás változása. Ez alapján olyan mutatószámokat kell mind lakossági oldalon, mind vállalati ügyfeleknél kialakítani és alkalmazni az intézménynek, amely kiküszöböli az ingadozást. Ilyen minimum követelmények lehetnek az alábbiak:

- minden bemeneti változó csak az ügyfelek egy meghatározott százalékában (pl. 10%-ban) térhet el évről évre a fejlesztés során
- 1 évesnél ritkább felülvizsgálati követelmény (pl. minden 5 évben történő felülvizsgálat lehetséges csak, a következő 5 évre megszabva az ügyfél kockázatát, viselkedési scoring esetén is olyan változókat kell találni, amely egy ilyen időtávon is működőképes)
- Modell változtatáskor is a portfólió 20%-át lehet új PD értékkel ellátni évente.
- Külön értékvesztési PD modell és külön tőkekövetelmény PD modell megkövetelése

A fenti és hasonló minimum követelmények annak irányába hatnak, hogy az intézmények a tőkekövetelmény meghatározása során felhasznált PD-t meghatározó modelljeikben egy nagyon hosszú távú, stabil, jelen tanulmányban a jelentkezési scoring minősítő rendszernek megfelelő, stabil PD-t meghatározó modellt alakítsanak ki, és különállóan kezeljék az üzleti/árazási célokra használt, rövid távú PD értékeiket a stabilitást megkövetelő, hosszú távú szabályozói PD értékeiktől.

Ezen minimum követelmények mind az adósminősítő rendszerek bemeneti adataiban (magyarázó változók időtávja), mind a kimeneti változó időtávjában (default tapasztalat) hosszú távot követelnek meg, így korlátozottan alkalmazhatóak rövid futamidejű hitelek esetén.

A módszertan előnye, hogy belső logikájában kezeli a kockázatot, nincsen szükség egy addicionális modellre és az abban rejlő kockázatra, viszont az intézmény szempontjából a legnagyobb ráfordítást jelenti, mivel ilyenkor várhatóan kettős PD számító keret kialakítására lesz szükség.

7. ÚJ ÉS ÚJSZERŰ TUDOMÁNYOS EREDMÉNYEK

Dolgozatomban bemutattam, hogy mi annak az oka, hogy a válságban az intézmények súlyos tőkehiánnyal szembesülnek, holott elvileg igen jó minőségű hitelkockázati modellekkel rendelkeznek. A kérdésre adott válasz egyértelmű, adatokon levezetve bemutatható, hogy a jelenlegi banki tőkeszabályozási keret önellentmondásos, a maximum éves újraminősítési logika ellentmond annak, hogy a bankoknak hosszú távú, stabil tőkét kell tartaniuk a forrásoldalon kockázataik hosszú távú (ciklusokon átnyúló) fedezésére. Bemutattam, hogy a jelenlegi válságban ennek hatását ugyan érzékelték a szabályozók, de nem a megfelelő módon reagáltak a probléma megoldására. A jelenlegi megoldási javaslat, amely

egy különálló, rendszerszinten meghatározott anticiklikus tőkepuffer kialakítását követeli meg, elnagyolt, és bizonyos portfóliók esetén elégtelen a probléma kezelésére (más portfóliók esetén pedig túlzott beavatkozásnak minősül), így egyedi bank szinten nem oldja meg a problémát akkor sem, ha a szabályozók mindent a lehető legpontosabban végeznek el, és pontosan tudják, mikor mekkora válságban vagy fellendülési szakaszban van éppen a gazdaság.

Ennél fogva a tanulmányban javasoltam két módszertant annak kezelésére, hogy hogyan lehetne mégiscsak közelíteni egymáshoz a jelenleg megkövetelt módszertani keretet és a várható hatásokat. Az első módszertan alapját a minősítő rendszerek leválasztása jelenti az IRB módszeren belül, ahol így a kockázatok felmérését a szabályozó az adott egységes portfólióra vonatkozó, hosszú távú default rátával illetve veszteségrátával helyettesíti. Ennek eredményeképp igencsak stabil és hosszú távú tőkekövetelmény határozható meg, és a minősítő rendszerek visszakerülnek teljesen banki hatáskörbe, a belső folyamatok menedzselésének eszközévé válnak, mint Bázeli II előtt. A második típusú kezelésmód szintén elszakad a puffer-alapú megközelítéstől, inkább megköveteli, hogy adósminősítő rendszer szintjén csak olyan bemeneti változók szerepelhessenek, amelyek válság során sem módosulnak jelentősen. Ez a megoldás – bár biztosítja azt, hogy a kapott eredmények alapján számított tőkekövetelmény mértéke stabil lesz – mégsem alkalmazható az üzletben, mivel ott pontosan azok a változók a leginkább érdekesek, amelyek jól jelzik a válságban megugró egyes tényezőket. Így ennek hatására a bankok várhatóan kettős modellrendszer lennének kénytelenek üzemeltetni, egy rövid távú modellt, amely maximalizálja a megkülönböztető erőt és a következő egy évre igen pontos kockázati becslést képes adni, illetve egy hosszú távú modellt, amely alacsonyabb megkülönböztető erővel bír, de a következő 5-10 évre jó becslést képes adni a portfólió kockázatára.

Ezen elemzés és a rá épülő javaslatok jelentik disszertációm újdonságtartalmát, amely kutatómunkám összefoglaló eredménye.

8. ÖSSZEFOGLALÁS

A tanulmány során azt vizsgáltam, hogy miért problémás a jelenlegi bázeli keretrendszer, és miért vált szükségessé a Bázeli III-as szabályrendszerben egy anticiklikus tőkepuffer kialakítása annak ellenére, hogy a jogszabályban és elvi szinten biztosítva van, hogy a tőkekövetelmény meghatározása során hosszú távú, átlagos PD értéket

határozzon meg a bank. Ezt a problémakört ilyen átfogó mértékben még senki sem vizsgálta, adatokon keresztül nem történt annak elemzése, hogy a scoring rendszerek fejlesztése, illetve a belőlük képzett PD modellek időbeli változásai hogyan hatnak a tőkekövetelmény változására.

A vizsgálat során bemutattam, hogy a jelenlegi módszertani keret, amely egy iparági best practice-t alkalmaz, portfóliószinten alkalmatlan a hosszú távú, stabil PD becslésre, mind lakossági, mind vállalati oldalon a portfólió összetétel-hatása miatt (az amúgy hosszú távon stabil PD értékkel rendelkező kockázati kategóriák közötti vándorlása miatt) az eredményül kapott tőkekövetelmény mértéke instabil. A jelenlegi szabályozás megköveteli a minimum éves minősítés felülvizsgálatot, amely mindenfajta tőkeszámítást destabilizál. Az elemzés során adatszinten, egy szabadon hozzáférhető vállalati portfólió segítségével bemutattam, hogy az adott populáción kialakítható olyan adósminősítő rendszer, amely megkülönböztető erejében stabil és válságálló, hosszú távra ad stabil PD értéket. Azt is megmutattam, hogy minél pontosabb megkülönböztető erővel rendelkezik egy adott adósminősítő rendszer, annál inkább leköveti a mindenkori változékony default ráta értéit, így a PD értéke válságidőszakban megnő, prociklikus és válság mélyítő hatású.

Az eredmények elemzése során látható volt, hogy bár a vizsgált vállalati portfólió esetén nem nagy a probléma mértéke, lehetnek olyan portfóliók is, amelyek esetében a szabályozói tőkefüggvény, az ASRF modellen alapuló tőkeminimum számítás jelentős mértékű ingadozást okoz. Ez a mértékű ingadozás magasabb is lehet egyes esetekben, mint a jelenlegi szabályozó által adott, Bázeli III-ban szereplő megoldás, az anticiklikus tőkepuffer mértéke.

Mivel az adatok és eredmények alapján a probléma már világos, megfelelő megoldási módokat is meg lehet határozni, amelyekből két javaslatot fogalmaztam meg. Az első javaslat megpróbálja az eredeti B bázeli elvek alapján újradefiniálni azt a követelményhalmazt, amely során stabil tőkekövetelmény minimumot lehet meghatározni. Ennek az az ára, hogy az IRB módszertanból a rating felhasználását el kell hagyni, és a szabályozónak a default rátát és a veszteségrátát kell pontosan definiálni, valamint azon portfólió szegmentációs elveket kell meghatározni, amely a bankra jellemzővé teszi a számítás eredményeként kapott PD értéket. A második javaslat szerint olyan adósminősítési rendszer fejlesztési kritériumokat kell meghatározni a tőkefüggvény bemeneti adatául szolgáló PD érték meghatározásához használt adósminősítő rendszerekkel szemben, amely biztosítja, hogy a kapott végső minősítés migráció-

mentes lesz, és a portfóliószinten egy stabil PD értéket kap az intézmény. A bemeneti alapváltozóknál sem engedhető meg a migráció, és a PD sem egy évre kell hogy érvényes lehessen, hanem egy hosszabb időszakig, minimum egy fél ciklusnyi hosszú időszakra lenne megfelelő ennek becslése. A javaslat eredményeképp el kell szakadni a rendszeres portfólió-újraértékeléstől a tőkekövetelmény meghatározása során, szigorúbb szabályokat kell megfogalmazni rá.

Dolgozatomban adatokon alapuló szakértői értékelés során kimutattam, hogy a jelenlegi szabályozási logika önkéntelenül bár, de önellentmondásban van, és szükséges ennek kezelése. A jelenlegi újraszabályozás valamilyen választ próbál adni ezen anomáliára, de kétséges, hogy minden esetben képes lesz-e megfelelő módon, jó időben és jó mértékű tőkét képeztetni az intézményekkel egy esetleges következő válság elkerüléséhez. Javaslataim erre kínálnak pontosabb megoldást.

9. ENGLISH SUMMARY

In this dissertation I analysed a specific problem of the Basel capital adequacy framework and why was it necessary to introduce come of the Basel III measures, namely the anticyclical capital buffer. It is stated in the regulation on an overall level that during the institutional capital calculation a long-term, through the cycle PD shall be calculated, however in reality it is hardly achieved. I analysed this effect in a comprehensive way, based on data, developing a long-term stable scoring system and calculating the PD over a given amount of time. I analysed the effects of the scoring system development and its minimum requirement to the capital level of a financial institution.

I showed in the analysis that the current methodological framework that utilize industry best practices in incapable to calculate a stable PD on portfolio level, either on the retail or on the corporate side. This effect is caused by the portfolio composition effect, that creates a cyclical portfolio-level PD from stable calculated PDs of the rating grades by migrating the portfolio from good categories (with stable PD) to bad categories (with stable PD). The resulting capital charge is unstable. The current regulation requires a minimum yearly rating intensity that destabilizes all types of PD calculation. Through the analysis I showed using a publicly available granular level corporate portfolio that we can create a very stable rating system that can perform well in crisis period as well as normal times that can provide us a rating that can be differentiate

well over time. I showed that the better and quicker the re-rating is, the more procyclical the effect will be.

During the analysis of the results it could be seen that the analysed corporate portfolio the effect of the problem is not so great, however with specific adjustments that institutions are usually required to make – i.e. considering a behavioural aspect of the model, the effect on the capital level calculated with the ASRF framework can be also significant. This significant effect can be easily higher than the general solution of the anticyclical capital buffer defined in Basel III.

In the last section of the analysis I defined possibilities of coping this problem on a more consistent way. I showed the solution of Basel III and proposed two other solutions that are more consistent with the Basel logic of defining a stable TTC capital charge for the institution, based on the portfolio quality of it. My first proposal tried to redefine the requirement set laid out by Basel II. The price of this solution is that the use of the rating systems shall be abolished from the internal rating based approach, as the migration within the rating categories is what causes the problem. The exact calculation logic of the default rate and loss rate, and the definition of the segmentation logic of a homogeneous portfolio shall be laid out by the regulation from which the capital minimum can be calculated. My second proposal details the minimum requirements of a rating system development and utilization that can provide stable PDs that might be used as an input for the capital calculation. Using these criteria will result in a very stable rating and a limited migration effect, because this allows only a limited number of rating revision, resulting in a portfolio-level stable PD. Migration cannot be allowed on the input data side, and rating shall be valid for more than one year, that shall be kept over a longer period of time, about one half of a typical economic cycle. This proposal abolishes the requirements for exact and minimum yearly re-rating, more stringent rules are to be defined.

In this dissertation it is showed that the current regulatory regime defines somewhat contradictory requirements for using the rating systems, and a specific handling needs to be implemented. The current changes in the Basel III proposals tries to find some answers to the problem but it tries the cure the effect and not the cause of the problem. It is questionable that it can be used by the national regulators in a correct and timely manner to avoid a next credit-related economic downturn or crisis. My proposals provide a more stable way of addressing this effect.

10. KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

A dolgozat megírásában nagy köszönettel tartozok témavezetőmnek, Dr. Száz Jánosnak és Dr. Bánfi Tamásnak, akik rendszeres ösztökélése és tanácsai iránymutatásul szolgáltak a disszertáció megírása során. Köszönöm a segítséget és támogatást Dr. Balogh László néhai dékán úrnak, akitől doktorandusztársaimmal együtt hatalmas segítséget kaptunk minden téren, mind a publikációk, mind a szakmai munka területén. Köszönettel tartozok a Kaposvári Egyetem számára, hogy szakmai konferenciák szervezésével lehetővé tette kutatásaim részeredményeinek publikálását. Köszönettel tartozok munkahelyemnek, a Nemzetközi Bankárképző Központ Zrt.-nek és Dr. Tóth Juditnak, ahol lehetőségem nyílt a kutatási témám minden részletének alapos megismerésére, gyakorlati alkalmazására, és amely idővel és anyagiakkal támogatott a PhD képzés elvégzésében valamint külföldi tanulmányutam finanszírozásában. Végül köszönöm családomnak a kitartást és türelmet, amellyel ők is hozzájárultak a disszertáció elkészültéhez. Támogatásuk nélkül nem lettem volna képes a doktori képzést befejezni.

11. MELLÉKLETEK

11.1. Scoring adatbázis jellemzői

Alapadat	Min	Max	Átlag	Szórás	Ferdesség	Töltött
kezd	20061231	20121231	20 096 218	16 846	-0.1	261081
veg	20071231	20121231	20 097 321	16 844	-0.1	261081
adosz	10000537	74075856	14 294 092	4 451 220	1.7	261081
alrovat	1	29	6	3	0.3	261081
Datum	2007.12.31	2012.12.31	--	--	--	261081
besztip	--	--	--	--	--	261081
szorzo	0	1000000	1 528	23 045	43.3	261081
penz	--	--	--	--	--	261081
bdatum	20050820	20130630	20 106 822	16 753	-0.1	261081
bok	--	--	--	--	--	261081
oszlop	3	3	3	0	--	261081
sor	30	102	47	26	1.5	261081
fej1	--	--	--	--	--	261081
fej2	--	--	--	--	--	261081
fej3	--	--	--	--	--	261081
letsz	5	38706	29	204	119.9	261081
Default_datum	2008.01.01	2013.11.03	--	--	--	22341
Default	0	1	--	--	--	261081
qfo	11	737	132	64	5.5	260063
terulet	--	--	--	--	--	260063
Befektetett eszközök	-1 385 888 966	1 855 998 581	364 956	10 699 476	31.4	261081
Immateriális javak	-11 109	261 457 500	23 487	1 218 387	125.4	261081
Tárgyi eszközök	-67 138	1 855 655 546	296 449	7 806 231	118.4	261081
Befektetett pénzügyi eszközök	-1 386 057 485	1 119 418 089	36 198	6 329 184	-109.7	261081
Üj. Forgóeszközök	-348 983 011	1 502 600 929	387 314	8 509 330	103.3	261081
Készletek	-271 653 129	535 675 141	95 755	2 234 311	111.6	261081
Követelések	-685 281 006	1 085 328 029	216 244	5 862 502	100.0	261081
Értékpapírok	-2 595	70 091 411	7 763	279 175	141.5	261080
Pénzeszközök	-56 274	650 826 105	59 284	1 875 433	227.5	261081
Aktív időbeli elhatárolások	-40 838	1 106 069 423	25 849	2 754 335	352.2	261081
Eszközök összesen	-859 881 671	1 929 569 942	773 764	14 158 995	65.8	261081
Saját tőke	-2 083 953 513	1 158 980 904	302 118	8 738 726	-35.6	261081
Jegyzett tőke	-300 000 000	750 000 000	112 203	3 318 327	135.0	261081
Üj. Jegyzett de nem fizetett	-10 000 000	11 437 288	0	31 133	57.5	261080
Tőketartalék	-1 712 467 296	1 222 863 579	77 318	5 974 173	2.4	261081
Eredménytartalék	-806 716 519	1 643 705 801	99 489	6 478 633	129.2	261081
Üj. Lekötött tartalék	-496 889	803 500 000	30 186	2 801 753	245.6	261081
Üj. Értékelési tartalék	-135 171	51 757 209	9 864	264 361	93.9	261080
Mérleg szerinti eredmény	-1 308 066 901	498 580 551	6 795	3 305 812	-232.8	261081
Céltartalékok	-10 795 873	175 719 908	11 396	736 675	176.4	261080
Kötelezettségek	-1 285 920 299	1 738 988 535	395 708	10 150 678	53.1	261081
Üj. hátrasorolt kötelezettségek	-12 146	18 420 792	2 657	108 524	129.2	261080
Hosszú lejáratú kötelezettségek	-2 070 039 796	1 357 362 711	95 479	9 151 039	-68.5	261080
Rövid lejáratú kötelezettségek	-249 301 190	1 346 531 499	286 588	6 186 271	113.5	261081
Passzív időbeli elhatárolások	-271 189 586	1 141 888 984	44 128	2 610 169	329.5	261081
Források összesen	-859 881 671	1 929 569 942	766 358	14 111 127	66.0	261081
besztip_eredmenykimutatas	--	--	--	--	--	261081
szorzo_eredmenykimutatas	0	1 000 000	1 524	22 962	43.5	261081
Értékesítés nettó árbevétele	-2 037 431 620	2 097 531 351	934 119	16 904 625	32.1	261081
Aktívált saját teljesítmények értéke	-52 503 783	85 661 467	4 841	292 499	106.6	261080
Egyéb bevételek	-28 591 619	196 076 238	35 254	763 878	142.6	261081
Anyagjellegű ráfordítások	-1 869 742 710	2 130 573 565	775 934	15 144 658	56.6	261081
Személyi jellegű ráfordítások	-1 200 273 717	473 523 596	103 888	1 588 533	141.1	261081
Értékcsökkenési leírás	-32 099 969	514 285 117	35 598	1 281 792	273.4	261081
Egyéb ráfordítások	-386 862 146	359 396 693	49 931	1 643 431	36.0	261081
Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye	-385 130 275	515 838 204	37 346	1 962 560	74.2	261081
Pénzügyi műveletek bevételei	-1 287 664 044	715 829 984	32 450	3 367 706	-144.2	261081
Pénzügyi műveletek ráfordításai	-1 294 818 962	1 463 377 950	37 593	4 013 779	60.7	261081
Pénzügyi műveletek eredménye	-1 380 507 337	695 720 726	-5 071	3 411 709	-195.8	261081
Szokásos vállalkozási eredmény	-1 306 493 982	660 608 390	32 129	3 793 557	-117.4	261081
Rendkívüli bevételek	-24 789 074	146 423 165	6 131	500 263	221.8	261080
Rendkívüli ráfordítások	-236 478	156 902 200	5 265	503 206	230.2	261081

Alapadat	Min	Max	Átlag	Szórás	Ferdeség	Töltött
Rendkívüli eredmény	-30 541 275	26 138 884	904	127 841	-46.9	261081
Adózás előtti eredmény	-1 308 066 901	660 608 390	32 869	3 798 479	-118.3	261081
Adófizetési kötelezettség	-10 756 564	69 041 774	5 588	203 254	236.3	261080
Adózott eredmény	-1 308 066 901	660 608 390	34 186	4 235 644	-56.9	261081
Eredménykimutatás_Mérleg szerinti eredmény	-13 373 134	71 628 689	3 876	172 715	341.8	208633

11.2. Scoring fejlesztés során képzett mutatószámok

Mutató kódja	Mutató elnevezése	Mutató számítása
E3	Alkalmazottak száma	letsz
EFMUT1	Eszköz forgási sebesség	if 'Értékesítés nettó árbevétele'<0 then undef else 'Eszközök összesen'/'Értékesítés nettó árbevétele'*365 endif
EFMUT2	Készlet forgási sebesség	if 'Értékesítés nettó árbevétele'<0 then undef else Készletek/'Értékesítés nettó árbevétele'*365 endif
EFMUT3	Követelések forgási sebessége	if 'Értékesítés nettó árbevétele'<0 then undef else Követelések/'Értékesítés nettó árbevétele'*365 endif
EFMUT4	Beszedés időtartama	if 'Értékesítés nettó árbevétele'<0 then undef else 'Rövid lejáratú kötelezettségek'/'Értékesítés nettó árbevétele'*365 endif
JMUT1	Eszközarányos árbevétel	Értékesítés nettó árbevétele/'Eszközök összesen'
JMUT2	Idegen forrás arányos árbevétel	Értékesítés nettó árbevétele/'Rövid lejáratú kötelezettségek'
JMUT3	Üzleti eredmény haszonkulcsa	if 'Értékesítés nettó árbevétele'<0 then undef else 'Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye'/'Értékesítés nettó árbevétele' endif
JMUT4	Sajáttőke arányos üzleti eredmény	if 'Saját tőke'<0 then undef else 'Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye'/'Saját tőke' endif
JMUT5	Eszközarányos üzemi	Üzemi (üzleti) tevékenység

Mutató kódja	Mutató elnevezése	Mutató számítása
	eredmény	eredménye/'Eszközök összesen'
<i>JMUT7</i>	Sajáttőke arányos adózás előtti eredmény	if 'Saját tőke'<0 then undef else 'Adózás előtti eredmény'/'Saját tőke' endif
<i>JMUT8</i>	Árbevétel arányos adózás előtti eredmény	if 'Értékesítés nettó árbevétele'<0 then undef else 'Adózás előtti eredmény'/'Értékesítés nettó árbevétele' endif
<i>JMUT9</i>	Eszközarányos adózás előtti eredmény	Adózás előtti eredmény/'Eszközök összesen'
<i>JMUT10</i>	Sajáttőke arányos adózott eredmény	if 'Saját tőke'<0 then undef else 'Adózott eredmény'/'Saját tőke' endif
<i>JMUT11</i>	Eszközarányos adózott eredmény	Adózott eredmény/'Eszközök összesen'
<i>JMUT12</i>	Árbevétel arányos adózott eredmény	if 'Értékesítés nettó árbevétele'<0 then undef else 'Adózott eredmény'/'Értékesítés nettó árbevétele' endif
<i>JMUT13</i>	Működőtőkére vetített adózott eredmény	Adózott eredmény/'(Forgóeszközök- 'Rövid lejáratú kötelezettségek')
<i>JMUT14</i>	Nyereség visszaforgatás aránya	if 'Saját tőke'<0 then undef else 'Mérleg szerinti eredmény'/'Saját tőke' endif
<i>JMUT15</i>	Kamatfedezet I	if 'Pénzügyi műveletek ráfordításai'<0 then undef else 'Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye'/'Pénzügyi műveletek ráfordításai' endif
<i>JMUT16</i>	Kamatfedezet II	if 'Pénzügyi műveletek ráfordításai'<0 then undef else ('Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye'+ 'Értékcsökkenési leírás')/'Pénzügyi műveletek ráfordításai' endif

Mutató kódja	Mutató elnevezése	Mutató számítása
<i>JMUT17</i>	EBITDA fedezet	('Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye'+ 'Értékcsökkenési leírás')/'Értékesítés nettó árbevétele'
<i>JMUT17 b</i>	Cash-flow fedezet	('Adózott eredmény'+ 'Értékcsökkenési leírás')/'Értékesítés nettó árbevétele'
<i>JMUT18</i>	Kötelezettségek EBITDA aránya	if ('Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye'+ 'Értékcsökkenési leírás')<0 then undef else Kötelezettségek/('Üzemi (üzleti) tevékenység eredménye'+ 'Értékcsökkenési leírás') endif
<i>JMUT19</i>	Rövid kötelezettségek és árbevétel aránya	if 'Értékesítés nettó árbevétele'<0 then undef else 'Rövid lejáratú kötelezettségek'/'Értékesítés nettó árbevétele' endif
<i>JMUT20</i>	Adósságszolgálati mutató	if 'Hosszú lejáratú kötelezettségek'<0 then undef else ('Adózott eredmény'+ 'Értékcsökkenési leírás')/'Hosszú lejáratú kötelezettségek' endif
<i>JMUT21</i>	Adósság visszafizetési idő	if ('Adózott eredmény'+ 'Értékcsökkenési leírás')<0 then undef else Kötelezettségek/('Adózott eredmény'+ 'Értékcsökkenési leírás') endif
<i>LMUT1</i>	Likviditási ráta	Forgóeszközök/'Rövid lejáratú kötelezettségek'
<i>LMUT2</i>	Likviditási gyorsráta	(Forgóeszközök-Készletek)/'Rövid lejáratú kötelezettségek'
<i>LMUT3</i>	Készpénz likviditás	Pénzeszközök/'Rövid lejáratú kötelezettségek'
<i>MMUT1</i>	Árbevétel	Értékesítés nettó árbevétele'
<i>MMUT2</i>	Adózott eredmény	Adózott eredmény'

Mutató kódja	Mutató elnevezése	Mutató számítása
<i>MMUT3</i>	Összes eszköz	Eszközök összesen'
<i>TMUT1</i>	Tőkefeszültségi mutató	if 'Saját tőke'<0 then undef else Kötelezettségek/'Saját tőke' endif
<i>TMUT2</i>	Eladósodottsági mutató I	if 'Hosszú lejáratú kötelezettségek'+ 'Saját tőke'<0 then undef else 'Hosszú lejáratú kötelezettségek'/'('Hosszú lejáratú kötelezettségek'+ 'Saját tőke')' endif
<i>TMUT3</i>	Eladósodottsági mutató II	if 'Saját tőke'<0 then undef else 'Hosszú lejáratú kötelezettségek'/'Saját tőke' endif
<i>TMUT4</i>	Tőkeellátottság	Saját tőke/'Eszközök összesen'
<i>TMUT5</i>	Befektetett eszközök fedezettsége	Saját tőke/'Befektetett eszközök'
<i>TMUT6</i>	Eladósodottság aránya	Kötelezettségek/'Eszközök összesen'
<i>TMUT7</i>	Hosszú távú működésbiztonsági mutató	('Saját tőke'+ 'Hosszú lejáratú kötelezettségek')/'Befektetett eszközök'

11.3. Rating modell futtatási logja

Case Processing Summary

		N	Percent
Unweighted Cases(a)			
Selected Cases	Included in Analysis	182565	100
	Missing Cases	0	0
	Total	182565	100
Unselected Cases		0	0
Total		182565	100

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Classification Table(a,b)

	Observed	Predicted			
		Default		Percentage Correct	
		0	1		
Step 0	Default	0	166943	0	100
		1	15622	0	0
	Overall Percentage				
a. Constant is included in the model.					
b. The cut value is .500					

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	-2.369	0.008	80169.15	1	0	0.094

Omnibus Tests of Model Coefficients

		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	6280.553	1	0
	Model	6280.553	1	0
Step 2	Step	1723.899	1	0
	Model	8004.452	2	0
Step 3	Step	575.736	1	0
	Model	8580.188	3	0
Step 4	Step	205.732	1	0
	Model	8785.92	4	0
Step 5	Step	198.145	1	0
	Model	8984.065	5	0
Step 6	Step	157.402	1	0
	Model	9141.467	6	0

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	100397.896(a)	0.034	0.076
2	98673.997(a)	0.043	0.097
3	98098.261(b)	0.046	0.104
4	97892.529(b)	0.047	0.106
5	97694.384(b)	0.048	0.109
6	97536.982(b)	0.049	0.11

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than .000.

b. Estimation terminated at iteration number 7 because parameter estimates changed by less than .000.

Hosmer and Lemeshow Test

Step	Chi-square	df	Sig.
1	1.199	4	0.878
2	39.463	8	0
3	24.854	8	0.002
4	28.864	8	0
5	43.285	8	0
6	64.352	8	0

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	99% C.I. for EXP(B)	
								Lower	Upper
Step 1(a)	WOE_TMUT5	-1.012	0.012	6585.408	1	0	0.363	0.352	0.375
	Constant	-2.373	0.009	72639.52	1	0	0.093		
Step 2(b)	WOE_LMUT3	-0.701	0.017	1722.252	1	0	0.496	0.475	0.518
	WOE_TMUT5	-0.871	0.013	4362.188	1	0	0.419	0.405	0.433
	Constant	-2.374	0.009	70519.27	1	0	0.093		
Step 3(c)	WOE_JMUT21	-0.43	0.018	576.828	1	0	0.65	0.621	0.681
	WOE_LMUT3	-0.603	0.017	1202.119	1	0	0.547	0.523	0.572
	WOE_TMUT5	-0.711	0.015	2317.161	1	0	0.491	0.473	0.51
	Constant	-2.372	0.009	69792.29	1	0	0.093		
Step 4(d)	WOE_JMUT21	-0.363	0.019	379.836	1	0	0.695	0.663	0.73
	WOE_LMUT3	-0.532	0.018	863.378	1	0	0.587	0.56	0.615
	WOE_TMUT5	-0.679	0.015	2052.536	1	0	0.507	0.488	0.527
	WOE_EFMUT4	-0.281	0.02	206.285	1	0	0.755	0.718	0.794
	Constant	-2.37	0.009	69598.48	1	0	0.093		
Step 5(e)	WOE_JMUT16	-0.36	0.026	198.69	1	0	0.698	0.653	0.745
	WOE_JMUT21	-0.2	0.022	86.083	1	0	0.818	0.774	0.865
	WOE_LMUT3	-0.555	0.018	930.032	1	0	0.574	0.548	0.602
	WOE_TMUT5	-0.642	0.015	1802.8	1	0	0.526	0.506	0.547
	WOE_EFMUT4	-0.29	0.02	220.731	1	0	0.748	0.711	0.787
	Constant	-2.369	0.009	69367.45	1	0	0.094		
Step 6(f)	WOE_JMUT16	-0.381	0.026	222.995	1	0	0.683	0.64	0.729
	WOE_JMUT21	-0.121	0.023	28.369	1	0	0.886	0.836	0.94
	WOE_LMUT3	-0.528	0.018	820.575	1	0	0.59	0.562	0.618
	WOE_TMUT5	-0.551	0.017	1055.83	1	0	0.577	0.552	0.602
	WOE_TMUT6	-0.231	0.019	155.568	1	0	0.794	0.757	0.832
	WOE_EFMUT4	-0.293	0.02	223.898	1	0	0.746	0.709	0.785
	Constant	-2.37	0.009	69110.87	1	0	0.093		

a. Variable(s) entered on step 1: WOE_TMUT5.

b. Variable(s) entered on step 2: WOE_LMUT3.

c. Variable(s) entered on step 3: WOE_JMUT21.

d. Variable(s) entered on step 4: WOE_EFMUT4.

e. Variable(s) entered on step 5: WOE_JMUT16.

f. Variable(s) entered on step 6: WOE_TMUT6.

12. IRODALOMJEGYZÉK

- Allen, L., & Saunders, A. (2003. január). *A survey of cyclical effects in credit risk measurement models*. Forrás: BIS Working Papers No. 126: <http://www.bis.org/publ/work126.pdf>
- Altman, E. I. (1968. szeptember). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Artzner, P., & Delbaen, F. (1995. július). Default Risk Insurance and Incomplete Market. *Mathematical Finance*, 5(3), 187-195.
- Basel Committee of Banking Supervision. (2005. július). *An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions*. Forrás: BIS: <http://www.bis.org/bcbs/irbriskweight.pdf>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2005. május). *Working Paper 14*. Forrás: BIS: http://www.bis.org/publ/bcbs_wp14.pdf
- Black, F., & Cox, J. C. (1976. május). Valuing Corporate Securities: Some Effects on Bond Indenture Provisions. *The Journal of Finance*, 31(2), 351–367.
- Bliss, C. (1935. február). The calculation of the dosage-mortality curve. *Annals of Applied Biology*, 22(1), 134-167.
- Credit Suisse First Boston. (2005. február). *Credit Portfolio Modeling Handbook*. (R. Martin, Szerk.) Svájc.
- Duffie, D., & Singleton, K. J. (1999. október). Modeling Term Structures of Defaultable Bonds. *Review of Financial Studies*, 12(4), 687-720.
- Giesecke, K., & Weber, S. (2004). Cyclical correlations, credit contagion, and portfolio losses. *Journal of Banking & Finance*, 28, 3009–3036.
- Gordy, M. B. (2003. július). A risk-factor model foundation for ratings-based capital rules. *Journal of Financial Intermediation*, 199-232.
- J.P. Morgan & Co. (1997). *CreditMetrics Technical Document*. Forrás: RiskMetrics:

http://www.msci.com/resources/technical_documentation/CMTD1.pdf

- Jarrow, R. A., & Turnbull, S. M. (1995. március). Pricing Derivatives on Financial Securities Subject to Credit Risk. *The Journal of Finance*, 50(1), 53-85.
- Jokivuolle, E., & Virén, M. (2013). Cyclical default and recovery in stress testing loan losses. *Journal of Financial Stability*(9), 139-149.
- Jorion, P. (1996. december). Measuring the Risk in Value at Risk. *Financial Analysts Journal*, 52(6), 47-56.
- Jorion, P. (1999). *A kockázatos érték*. Budapest: Panem.
- King, G., & Zeng, L. (2003). Logistic Regression in Rare Events Data. *Journal of Statistical Software*, 8(i02), 137-163.
- Kiss, F. (2003. január 9). Credit Scoring Processes from a Knowledge Management Perspective. *Periodica Polytechnica Ser. Soc. Man. Sci.*, 11(1), 95-110.
- Madar, L. (2008). A nemteljesítési valószínűség modelljei, és amit a szabályozás még ezen túlmenően megkövetel. *Hitelintézeti Szemle*, 7(1), 1-19.
- McNeil, A. J., Frey, R., & Embrechts, P. (2005). *Quantitative Risk Management* (2005. kiad.). Princeton, NJ 08544, Amerikai Egyesült Államok: Princeton University Press.
- Medvegyev, P., & Száz, J. (2010). *A meglepetések jellege a pénzügyi piacokon*. Budapest: Nemzetközi Bankárképző Központ.
- Merton, R. C. (1974). On the Pricing of Corporate Debt. *The Journal of Finance*, 29(2), 449-470.
- Moody's. (2013). Annual default study. Amerikai Egyesült Államok: Moody's Investor Services.
- Oravecz, B. (2007). Credit scoring modellek és teljesítményük értékelése. *Hitelintézeti Szemle*, 6(6), 607-627.
- Orgler, Y. E. (1970. november). A credit scoring model for commercial loans. *Journal of Money, Credit and Banking*, 2(4), 435-445.
- Pregibon, D. (1981. július). Logistic Regression Diagnostics. *The Annals of Statistics*, 9(4), 705-724.

- Siddiqi, N. (2006). *Credit Risk Scorecards*. Hoboken, New Jersey, United States of America: John Wiley & Sons.
- Soczó, C. (2009). Törekvések a jogszabályi tőkekövetelmény prociklikusságának mérséklésére. *Hitelintézeti szemle*, 8(5), 367-386.
- Stiglitz, J. E., & Weiss, A. (1981. június). Credit Rationing in Markets with Imperfect Information. *The American Economic Review*, 71(3), 393-410.
- Tasche, D. (2013. november 26). The Art of Probability-of-Default Curve Calibration. *Journal of Credit Risk*, 9(4), 63-103.
- Wilde, T. (1997). *CreditRisk+ A Credit Risk Management Framework*.
Forrás: CSFB:
<http://www.csfb.com/institutional/research/assets/creditrisk.pdf>
- Wilson, T. C. (1998. október). Portfolio Credit Risk. *Economic Policy Review*, 4(3).

13. A DISSZERTÁCIÓ TÉMAKÖRÉBEN MEGJELENT PUBLIKÁCIÓK

13.1. Idegen nyelven teljes terjedelemben megjelent közlemények

LÁSZLÓ MADAR: Impact analysis of the new Basel III proposals on the Hungarian Banking Sector. [Bázel III magyar bankszektorra gyakorolt hatásainak vizsgálata] Financial and Economical Problems in the first Decade of the 21st Century, Scientia Publishing House, Cluj-Napolca, 2011, ISBN 978-973-1970-60-8, p79-105

LÁSZLÓ MADAR: Cumulative logistic regression approach to develop scorecards on databases without default experience. BERG Public Economic Series Volume 21: Analysis of Monetary Institutions and Space. Editors: László Balogh, Dietmar Meyer, H.-Dieter Wenzel. Bamberg, ISBN: 978-3-931052-94-2, p.83-96

13.2. Magyar nyelvű teljes terjedelemben megjelent közlemények

MADAR LÁSZLÓ: Scoring rendszerek hatásai a banki tőkeszámítások eredményére. Pénz, világpiénz, adó, befektetések tanulmánykötet. Budapest, 2013. Szerk.: Bánfi Tamás, Kürthy Gábor. p.103-134

MADAR LÁSZLÓ: A nemteljesítési valószínűség modelljei, és amit a szabályozás még ezen túlmenően megkövetel. Hitelintézeti Szemle, 2008/1. p 1-19.

http://www.bankszovetseg.hu/anyag/feltoltott/madar_0801.pdf

MADAR LÁSZLÓ: Portfóliómodellek a fenntartható fejlődés szolgálatában. II. Nemzetközi Gazdaságtudományi Konferencia, Kaposvár, 2009. április. CD-ROM, ISBN 978-963-9821-08-8

14. A DISSZERTÁCIÓ TÉMAKÖRÉN KÍVÜLI PUBLIKÁCIÓK

14.1. Idegen nyelven teljes terjedelemben megjelent közlemények

LÁSZLÓ MADAR: Stress tests in service of anti-cyclical movements and stability. [Stressz tesztek alkalmazása az anticiklikus tőkekövetelmény és stabilitás biztosítására]. SUERF European Money and Finance Forum, Colloquium September 2009, The Quest for Stability.

14.2. Magyar nyelvű teljes terjedelemben megjelent közlemények

MADAR LÁSZLÓ: Stressztesztek használata anticiklikus tőkeszükséglet meghatározására. Hitelintézeti Szemle, 2010/5. p 431-444. http://www.bankszovetseg.hu/anyag/feltoltott/HSz5_431_444_1000037_8.pdf

15. SZAKMAI ÉLETRAJZ

Madar László 1979. március 29-én született Budapesten. Az International Baccalaureate nemzetközi érettségi bizonyítványát szerezte meg a budapesti Karinthy Frigyes Kéttannyelvű Gimnáziumban 1998-ban. 2005-ben diplomázott le a Budapesti Közgazdaságtudományi és Államigazgatási Egyetemen (a mai Corvinus egyetem), befektetéselemzői és pénzügyi kockázatkezelői szakirányán.

2005 óta a Nemzetközi Bankárképző Központ tanácsadója, jelenleg partner tanácsadói munkakörben. Munkája során a kvantitatív modellek fejlesztése és bevezetése volt a legfontosabb feladatköre amellet, hogy számos ügyfelét támogatta a Bázel II szabályrendszer hazai implementációjában. Karrierje során beható ismereteket szerzett kockázatkezelési, scoring fejlesztési, kockázati paraméter modellezési és tőkeszámítási területen.

2008-ban felvételt nyert a Kaposvári Egyetem Gazdálkodás- és Szervezéstudományok Doktori Iskola levelező tagozatára. 2011 decemberében a doktori szigorlatot „summa cum laude” minősítéssel tette le. Felsőfokon beszéli az angol és a német nyelvet.