

A VEVŐI NEMFIZETÉS ELŐREJELZÉSE VISELKEDÉSI JELLEMZŐK SEGÍTSÉGÉVEL

ESTIMATION OF CUSTOMER DEFAULT BASED ON BEHAVIORAL VARIABLES

Felföldi-Szűcs Nóra ^{1*}

¹Anyagtechnológia Tanszék, Gépipari és Automatizálási Műszaki Főiskolai Kar, Kecskeméti Főiskola, Magyarország és Befektetések és Vállalati Pénzügy Tanszék, Budapesti Corvinus Egyetem, Magyarország

Kulcsszavak:

scoring modell,
partnerkockázat,
hitelkockázat

Keywords:

scoring model,
partner risk
credit risk

Cikktörténet:

Beérkezett 2015. október 10.
Átdolgozva 2015. október 31.
Elfogadva 2015. november 5.

Összefoglalás

Cikkemben a vevői nemfizetés előrejelezhetőségét vizsgálom. A kis- és középvállalkozókból (KKV) álló 905 elemű mintán a banki scoring modellezésből ismert logisztikus regressziót alkalmazom. Az eredmények alapján a KKV ügyfelek nemfizetésének előrejelzésére a viselkedési, nem pénzügyi változók nagyobb diszkriminatív erővel bírnak, mint a pénzügyi adatokra építő verziók. A modellek teljesítménye gyengébb, mint az a banki hitelkockázatról szóló szakirodalomban megszokott, ennek oka, hogy a szállítónak való nemfizetés inkább fizetési hajlandóság, mint fizetőképesség kérdése.

Abstract

The paper focuses on the estimation of customer default. Using a sample of 905 SME I build a logistic regression model which is widespread in the field of scoring models used by commercial banks. According to the results the non-financial, behavioral variables estimate better customer default than the financial ratios. My models perform weaker than the usual performance level of scoring models in commercial bank. This result assumes that defaulting on a payable to suppliers depends more on willingness to pay than on ability to pay.

1. Bevezetés

Mint minden hitelhez, a szállító által a vevőnek nyújtott kereskedelmi hitelhez is hitelkockázat (credit risk) kapcsolódik. Jól tudja ezt minden vállalat, ahol naponta születnek arra vonatkozó döntések, hogy melyik vevő fizessen készpénzzel, melyikük kaphat hitelt, és az mekkora összegű legyen. Logikus, hogy a vállalat által elvégzett hitelebírlás a banki hitelebírláshoz hasonlít. Hago [6] tanulmányában vállalati hitelpolitikáról, annak részeként vállalati hitelelemzésről ír.

Ennek megfelelően a banki nemfizetés előrejelzés módszertanát alkalmazom egy építőipari alapanyagokkal kereskedő cég vevőportfólióján. A pénzügyi és viselkedési mutatószámok előrejelző erejét hasonlítom össze. Az elemzés megerősíti az adatokat átadó követeléskezelő cég gyakorlatát, mely szerint a vevők hitelkereteit főleg a nem pénzügyi mutatókra alapozzák. A cikkben elsőként ismertetem az alkalmazott módszertant, leírom az adatokat. A hipotézis megfogalmazása után becsülöm a nemfizetést előrejelző modelleket, majd az eredmények ismertetése és a konklúzió következik.

* E-mail cím: szucs.nora@gamf.kefo.hu

2. Az alkalmazott módszertan és a felhasznált adatok köre

A hitel és nemfizetési kockázat modellezésére igen gazdag irodalom létezik. Történeti szempontból a számviteli alapú, ún. hitelkockázati scoring modellekkel találkozhatunk először. A számviteli alapú modellek a cégek pénzügyi-számviteli kimutatásaiból képzett mutatószámokon alapulnak, ahol a mutatószámok értékei alapján sorolják két csoportba a vizsgált cégeket, a csődös és nem-csődös vállalkozásokat különítik el. Részletes tárgyalása a témának magyar nyelven Virág Miklós munkáin [18] kívül Kiss [8], Oravec [14-15], Imre [7] és Kristóf [10, 11] munkáiban olvasható.

A kifejezetten a KKV ügyfelekre koncentráló munkák legelterjedtebb eljárásként a logisztikus regressziót említik Atiya [3] és Laitinen-Laitinen [12], és a legtöbb szerző is logisztikus regresszióval végzi el saját becsléseit (például Altman-Sabato [1], Falkenstein-Boral-Carty [4]). Ezért én is ezt a módszert alkalmazom majd a későbbi fejezetekben.

A kereskedelmi hitelek adatbázisa egy létező cégnek a valós 905 elemű kis- és középvállalkozásokból (KKV) álló részét jelentette a teljes, 1400 elemű vevőportfólióján belül 2009 májusában. A cég építőanyag-kereskedelemmel foglalkozik. Az adott cégnek 2,6 milliárdnyi nyitott – ebből 1,4 milliárdnyi lejárt - vevőállománya van, ami az előző évi, 2008-as adatokon számolva mintegy 46 napnyi árbevételnek felel meg. A cég minden nyilvántartott vevőjének összes nyitott követelése mellett látható a már lejárt követelések értéke is, és a korosított állományok is rendelkezésre állnak. Mivel állományjellegű változókról beszélünk, ezért az adatok egy adott, 2009 májusi dátumhoz kapcsolódnak. A megállapított hitelkeret mellett megjelennek a cégre, a cégvezetőre és a fizetéstörténetre vonatkozó esetenként kvalitatív információk, amelyek majd dummy változóként szerepelhetnek a kvantitatív elemzésben. A korosított kintlévőségek mellé, a későbbi elemzés érdekében, a főbb mérleg és eredménykimutatás adatokat is kikerestem. Az adattisztítást követően 857 elem maradt az adatbázisban.

A fenti adatokból a nemfizetés tényét a egy dummy változóval definiáltam: a DEF90 értéke 1, ha a vevő 90 napnál többet késett, 0 egyébként. A definíció önkényes, mivel nem áll rendelkezésre olyan egyértelmű szabályozói definíció, mint például a banki kockázatkezelésben a bázeli „90 napos” érték. Így az adatbázisból kiindulva arra törekedtem, hogy a nemfizetés az átlagos késésnél súlyosabb eseményt írjon le. Mivel a minta volumennel súlyozott átlagos késése 55 nap, ez az igény teljesül.

Ezt követően meghatároztam azon pénzügyi mutatószámok körét, amelyek felhasználása a szakirodalom alapján szóba jöhet. Az 1. táblázat tartalmazza ezeket a hányadosokat valamint azokat a szempontokat, amelyek alapján a nem pénzügyi változókat definiáltam.

1. táblázat: A szakirodalom által javasolt pénzügyi mutatószámok és a rendelkezésre álló viselkedési adatok

| <i>Pénzügyi mutatószámok</i> | <i>Nem pénzügyi szempontok</i> |
|---|--|
| Kötelezettségek/Források (Kotelezettseg_forras08) | A vizsgált cégek jogi formája |
| Adózás előtti eredmény/Értékesítés nettó árbevétele | Törlesztés történt-e az elmúlt héten? (szTORL_DUMMY) |
| Adózás előtti eredmény/Eszközök | Összesen hány napig volt feketelistán? (feketelistas_keses_napok) |
| EBIT/Eszközök | Hány alkalommal szerepelt feketelistán? (hanszor_feketelista) |
| EBITDA/Értékesítés nettó árbevétele | Van-e terhelő adat a cégre? (cegallapot_dummy) |
| EBIT/Értékesítés nettó árbevétele | Van-e terhelő adat a tulajdonosra vagy ügyvezetőre? |
| Adózott eredmény/Saját tőke (ROE) | Van-e a vevőnek hitelkerete? |
| Forgóeszközök/Rövid lejáratú kötelezettségek | Van-e hitelkeret túllépés? (HITELTULLEP_DUMMY) |
| Kötelezettségek/(EBIT + Pénzügyi műveletek bevételei) | Negatív-e a saját tőke? (negSajattoke_dummy) |
| Kötelezettségek/EBITDA | Cég méret (eszközállomány kvintilisei) |
| EBIT/Pénzügyi műveletek ráfordításai | |
| Rövid lejáratú kötelezettségek/Értékesítés nettó árbevétele | |
| Forgóeszközök/Eszközök | |
| Követelések/Kötelezettségek | |
| Saját tőke/Befektetett eszközök (E_Befeszkoz08) | |
| Értékesítés nettó árbevétele/Eszközök (Arbev_Eszkoz08) | |
| Értékesítés nettó árbevétele/Nettó forgótőke | |
| Értékesítés nettó árbevétele/EBIT | |
| (Adózás előtti eredmény+Pénzügyi műveletek ráfordításai)/Eszközök | |
| Szokásos vállalkozási eredmény/Saját tőke | |
| Nettó forgótőke/Eszközök | |
| Pénzeszközök/Rövid lejáratú kötelezettségek | |
| Hosszú lejáratú kötelezettségek/Saját tőke | |
| Követelések/Saját tőke | |
| Hosszú lejáratú kötelezettségek/Források | |
| Követelések/Eszközök | |
| Értékesítés nettó árbevétele/Nettó forgótőke | |

| | |
|--|--|
| Pénzeszközök/Eszközök (Penz_Eszkoz08) | |
| Rövid lejáratú kötelezettségek/Saját tőke | |
| Pénzeszközök/Értékesítés nettó árbevétele | |
| (Értékesítés nettó árbevétele 2008/Értékesítés nettó árbevétele 2007) -1 | |
| FCFF/Eszközök (FCFF_Eszkoz) | |

Forrás: Saját számítás

A nemfizetés előrejelzésére a csődmodellezés mintájára a logisztikus regressziót használtam, amely az egyszerűbb módszerek közül a legelterjedtebb és sikeres modellnek tekinthető. (Falkenstein-Boral-Carty [4]) Az irodalom alapján (Grunerta-Norden-Weber [5], Falkenstein-Boral-Carty [4], részben Altman-Sabato [1], Kristóf [11]) minden modellváltozatnál a Forward Stepwise Likelihood Ratio algoritmust alkalmaztam 5%-os beléptetési és 10%-os kiléptetési szignifikancia szinttel. A mintát tanuló és teszt mintára osztottam, szintén a szakirodalomnak megfelelő 75%-25%-os arányban. (például Imre [7])

A cutoff érték kiválasztása igen eltérő módon történik az általam olvasott szerzőknél. A jelenlegi irodalomban elterjedt döntési szempont a legnagyobb AUC (area under the curve) érték által adott cutoff. A cikk ezt a legutóbbi szempontot követi majd. A mutató értékére vonatkozó irodalom szerint a gyakorlatban a 0,7 nagyságú AUC már megfelelőnek minősül. (Oravec [15], Imre [7], Tseng-Chung Tang és Li-Chiu Chi [17])

3. Hipotézis

Hipotézisem, hogy a kizárólag nem pénzügyi változókat felhasználó modellek besorolási pontossága nem rosszabb, mint a pénzügyi adatokra építő modelleké.

Bár kevés nem pénzügyi változó áll rendelkezésemre, Altman-Sabato-Wilson [2] valamint Lehmann [13] alapján összehasonlítom a kimutatás adatok és egyéb, nem pénzügyi adatok diszkriminatív erejét. A hipotézis megfogalmazását az a meg nem nevezett követeléskezelő cég is motiválta, amely az adatbázist rendelkezésemre bocsátotta. A cég 2009-ben, az adatok rögzítésekor, főleg nem pénzügyi mutatók alapján, mintegy szakértői döntésre alapozva állapította meg, hogy ügyfele, a szállító, mely vevőjének mekkora hitelkeretet nyújtson.

4. A vizsgált vevőportfólió nemfizetését előrejelző modellek

Minden esetben az azonos algoritmussal (forward stepwise likelihood ratio, 5%-os beléptetési és 10%-os kiléptetési szignifikancia szint) becsült, de eltérő magyarázó változókat felhasználó modellek eredményeit ismertetem.

A „SOKVÁLT_015” elnevezésű modell a nyilvánosan elérhető adatokon kívül más, viselkedési mutatóra nem épít, így új vevők esetén is használható. A 015 jelölés pedig arra utal, hogy az ideális, AUC-t maximalizáló cutoff értéke 15% lett. Ezek alapján a modell jól fizető vevőként sorolja be azokat az ügyfeleket, akiknél a becsült nemfizetési valószínűség 15%-nál alacsonyabb, és „rossz”, azaz nemfizető vevőnek minősül a többi ügyfél.

2. táblázat: A SOKVÁLT_015 modell paraméterei

| Variables in the Equation (SOKVÁLT_015) | | B | S.E. | Wald | Df | Sig. | Exp(B) |
|--|----------------------------|--------|------|--------|----|------|--------|
| Step 6 | hanyszor_feketelist a | ,245 | ,087 | 8,023 | 1 | ,005 | 1,278 |
| | Kotelezettseg_forra s08 | 2,436 | ,404 | 36,274 | 1 | ,000 | 11,429 |
| | E_Befeszkoz08 | ,005 | ,002 | 3,732 | 1 | ,053 | 1,005 |
| | Arbev_Eszkoz08 | -,226 | ,086 | 6,882 | 1 | ,009 | ,798 |
| | Penz_Eszkoz08 | 1,786 | ,674 | 7,026 | 1 | ,008 | 5,964 |
| | FCFF_Eszkoz | ,775 | ,209 | 13,734 | 1 | ,000 | 2,171 |
| | Constant | -3,183 | ,347 | 84,241 | 1 | ,000 | ,041 |

Forrás: SPSS

Az SPSS-output alapján a feketelistán való szereplések száma, a Kötelezettségek/Források, az Árbevétel/Eszközök, Pénzeszközök/Eszközök valamint az FCFF/Eszközök lettek a szignifikáns magyarázó változói a vevői nemfizetésnek új vevők esetén. Például az a tény, ha valamelyik vevőt

egyszer megtalálhatjuk egy feketelistán, $1,278$ -szorosára növeli az odds esélyhányadost ($\frac{p}{1-p}$) ahhoz a vevőhöz képest, aki minden szignifikáns mutatóban megegyezik, ellenben egyszer sem szerepelt feketelistán.

3. táblázat: A SOKVÁLT_015 modell illeszkedési mutatói

| Step | -2 Log likelihood | Cox & Snell R Square | Nagelkerke R Square |
|------|----------------------|----------------------------|------------------------|
| 1 | 511,963 | ,058 | ,099 |
| 2 | 498,222 | ,079 | ,134 |
| 3 | 490,464 | ,090 | ,154 |
| 4 | 483,700 | ,100 | ,170 |
| 5 | 476,435 | ,110 | ,188 |
| 6 | 470,034 | ,119 | ,204 |

Forrás: SPSS

Az illeszkedési mutatók közül a Nagelkerke R^2 értelmezése a legegyszerűbb, mivel az a többváltozós determinációs együtthatóhoz hasonlóan működik, 0 és 1 közötti értékeket vehet fel [14]. Eszerint modellünk magyarázó ereje új vevők esetén, kizárólag publikus információkra támaszkodva 20,4%-os.

A kizárólag nem pénzügyi mutatókra építő BEHAV_015 elnevezésű modellben inputként csak nem pénzügyi változókat adtam meg. Végeredményként a 4. és 5. táblázatot kaptam. Szignifikáns mutatók lettek a cég előéletét leíró „cégállapot”, a törlesztési szokások, a hiteltúllépés és a negatív saját tőke.

4. táblázat: A BEHAV015 modell paraméterei

| <i>Variables in the Equation</i> | <i>B</i> | <i>S.E.</i> | <i>Wald</i> | <i>Df</i> | <i>Sig.</i> | <i>Exp(B)</i> |
|----------------------------------|----------|-------------|-------------|-----------|-------------|---------------|
| Step 6(f) hanyszor_feketelista | ,264 | ,102 | 6,664 | 1 | ,010 | 1,303 |
| feketelistas_keses_napok | ,004 | ,002 | 3,725 | 1 | ,054 | 1,004 |
| cegallapot_dummy(1) | -,614 | ,271 | 5,156 | 1 | ,023 | ,541 |
| szTORL_DUMMY | | | 6,552 | 2 | ,038 | |
| szTORL_DUMMY(1) | -,400 | ,268 | 2,220 | 1 | ,136 | ,670 |
| szTORL_DUMMY(2) | -,968 | ,384 | 6,354 | 1 | ,012 | ,380 |
| HITELTULLEP_DUMMY(1) | -1,528 | ,247 | 38,305 | 1 | ,000 | ,217 |
| negSajattoke_dummy | 1,562 | ,414 | 14,233 | 1 | ,000 | 4,767 |
| Constant | -,258 | ,307 | ,707 | 1 | ,401 | ,772 |

Forrás: SPSS

5. táblázat: A BEHAV_015 modell illeszkedési mutatói

| <i>Step</i> | <i>-2 Log likelihood</i> | <i>Cox & Snell R Square</i> | <i>Nagelkerke R Square</i> |
|-------------|--------------------------|---------------------------------|----------------------------|
| 1 | 502,803 | ,072 | ,123 |
| 2 | 486,494 | ,096 | ,164 |
| 3 | 473,590 | ,114 | ,196 |
| 4 | 468,116 | ,122 | ,209 |
| 5 | 460,938 | ,132 | ,226 |
| 6 | 457,414 | ,137 | ,234 |

Forrás: SPSS

5. A modellezés eredményei, a hipotézisek értékelése

Az 6. táblázat három illeszkedési mutatót vizsgál. A becslési algoritmus a -2Loglikelihood értéket minimalizálja, ezért ennél a mutatónál az alacsonyabb értékek a kedvezőbbek. A Cox-Snell R² esetén már a magasabb értékek a kedvezőbbek. A mutató egyébként a likelihood értékét az üres modellhez viszonyítja. (Oravecz [15], Kovács [9], Sajtos-Mitev-Pusztai-Juhász [16]) A Nagelkerke R² értelmezésére már korábban kitértem.

A vizsgált hipotézis volt, hogy a kizárólag nem pénzügyi változókat felhasználó modellek besorolási pontossága nem rosszabb, mint a pénzügyi adatokra építő modelleké.

A hipotézis vizsgálatához becsültem a BEHAV_015 modellt, amely kizárólag viselkedési és egyéb, nem kifejezetten pénzügyi mutatókat használt fel magyarázó változóként. Az illeszkedési mutatók és a tanulóminta, valamint tesztminta AUC értékei alapján is (lásd 6-7. táblázatok) jobb modell született, ha a pénzügyi mutatószámok helyett a cég viselkedését más dimenziókban leíró változókat használunk. Az AUC értékeken alapulnak az 1. ábrán szereplő ROC görbék, amelyek az AUC-hez hasonló eredményt hozta. A hipotézist a bemutatott modellek alapján elfogadtam, tehát a kizárólag viselkedési változókat felhasználó modellek besorolási pontossága nem rosszabb, mint a pénzügyi adatokra épülő modelleké. Érdekességként, a hipotézis elfogadása egyben az adatokat rendelkezésemre bocsátó cég gyakorlatát is magyarázza, hogy miért működhet sikeresen a vevők hitelkeretének főleg viselkedési változókra, és csak másodsorban pénzügyi adatokra támaszkodó meghatározása.

6. táblázat: Hipotézis ellenőrzése illeszkedési mutatók alapján

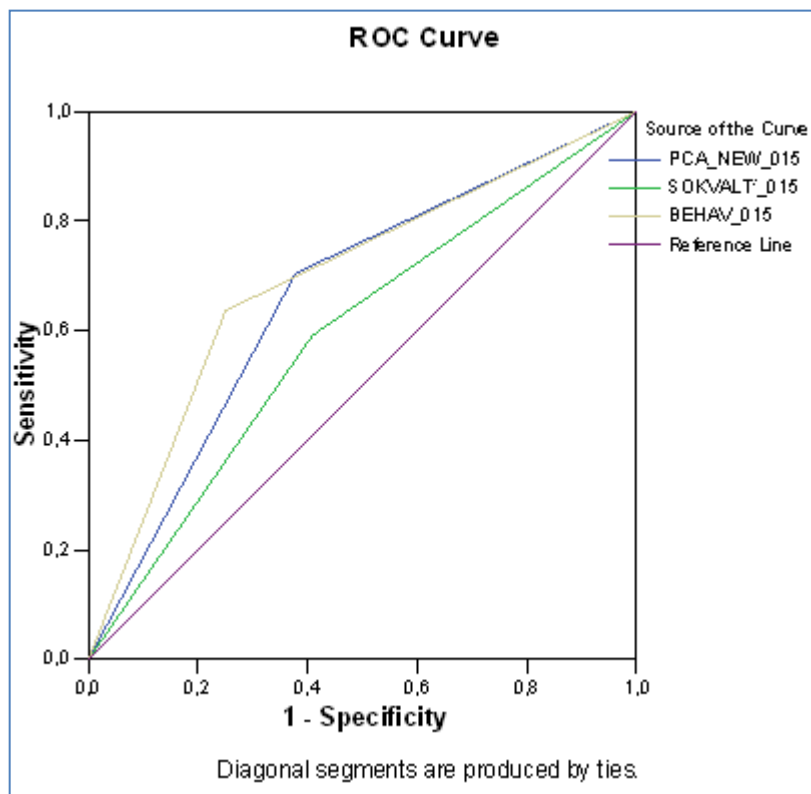
| Teljes minta | -2 Log likelihood | Cox & Snell R Square | Nagelkerke R Square |
|--------------|-------------------|----------------------|---------------------|
| SOKVÁLT_015 | 470,034 | 0,119 | 0,204 |
| BEHAV_015 | 457,414 | 0,137 | 0,234 |

Forrás: Saját szerkesztés, SPSS

7. táblázat: H6 hipotézis ellenőrzése AUC alapján

| Tanulóminta | AUC | Std. Error(a) | Asymptotic Sig.(b) | Asymptotic 95% Confidence Interval | |
|-------------|-------|---------------|--------------------|------------------------------------|-------------|
| | | | | Lower Bound | Upper Bound |
| SOKVÁLT_015 | 0,686 | 0,029 | 0,000 | 0,628 | 0,743 |
| BEHAV_015 | 0,703 | 0,029 | 0,000 | 0,646 | 0,760 |
| Tesztminta | | | | | |
| SOKVÁLT_015 | 0,591 | 0,048 | 0,063 | 0,497 | 0,686 |
| BEHAV_015 | 0,693 | 0,047 | 0,000 | 0,602 | 0,785 |

Forrás: Saját szerkesztés, SPSS



1. ábra: ROC görbék a tesztmintán

Forrás: SPSS

6. Konklúzió

A cikkben röviden hivatkoztam arra, hogy a vállalatok a vevőik hitelkeretének meghatározásakor a bankhoz hasonló hitelezési döntéssel szembesülnek. A rendelkezésre álló banki hitelkockázati módszertanból választottam a logisztikus regeressziót annak előrejelzésére, hogy a rendelkezésre álló vevőportfólión a nemfizetést előrejelezzem. A becsült modellek alapján elmondható, hogy a vizsgált hipotézis, mely szerint a viselkedési mutatók önmagukban is képesek előrejelezni a vevői nemfizetést, helytálló. A viselkedési mutatóon alapuló modellek klasszifikáló ereje jobb volt, mint a pénzügyi mutatókból becsült modellé.

Összességében a modellek illeszkedését és klasszifikációs erejét jellemző mutatók segítségünkre voltak a hipotézisek ellenőrzésében, hiszen a különböző modellváltozatok esetén eltérő értékeket vettek fel. Ha azonban bármely más hivatkozott empirikus munkához viszonyítjuk abszolút értéküket, azt vesszük észre, modelljeim teljesítménye gyengébb, mint a más szerzőknél található hasonló mutatók. A magyarázat a függőváltozó definíciójában található.

Egyrészt a fizetési minták feltárásánál nem sikerült egyértelmű nemfizetést leíró késési intervallumot találni. Ezért önkényesen a bázeli mintára alkalmaztam a 90 napon túli késést. Amikor a modelleket újrabecsültem a 120 napos késést nemfizetésként definiáló DEF120 változóra, a modellek illeszkedése és AUC értéke nem mutatott tendenciózus javulást a tanuló és tesztmintákon minden egyes modellváltozatra. Tehát továbbra sem tartottam indokoltnak a DEF90 változó mint nemfizetést leíró mutató lecserélését.

Második lehetséges magyarázat a modellek teljesítményére a következő. A csődnél sokkal gyengébb hitelkockázati esemény, ha egy vállalkozás a szállítójának nem fizet. A fizetőképesség mellett – a BEHAV_015 modell jó eredményei alapján is – legalább annyira fontos a fizetési hajlandóság is, ha csupán a szállító kiegyenlítéséről dönt a vállalkozás. Imre [7], aki a Bazel II. default-definíciónak megfelelő 90 napos banki késedelem előrejelzésére épített modelleket, disszertációja végén hasonló megállapításra jut. Azaz a csődös és nem csődös vállalkozások pénzügyi adatai vélhetően jobban elkülönülnek egymástól, mint a fizető és nemfizető ügyfeleké. Tehát a csődmodellek alkalmazhatóak voltak a 90 napos késedelem előrejelzésére is, de az előrejelzések pontossága elmaradt a csődmodellektől megszokott szinttől. Imre [7] érvelését átvéve, a csődnél gyengébb esemény, ha az ügyfél a banki tartozásán késik 90 napnál többet, de még enyhébb hitelkockázati helyzetet jelez, ha „csak” a szállító az, aki már 90 napnál régebben vár számlája kiegyenlítésére. Ezek alapján modelljeim illeszkedési mutatóit és a kapott AUC értékeket megfelelőnek tekintem, annak ellenére, hogy az irodalom gyakran jobban teljesítő modelleket mutat be.

Köszönetnyilvánítás

Köszönettel tartozom a meg nem nevezett követeléskezelő cég tulajdonosának, aki az adatokat rendelkezésemre bocsátotta. Továbbá köszönöm konzulenseim, opponenseim észrevételeit, amelyeket a PhD dolgozatomra kaptam, mivel a cikk a disszertáció egyes eredményeit ismerteti.

Irodalomjegyzék

- [1] Altman, E.I. és Sabato, G. [2007]: Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. Abacus Vol. 43. No. 3. pp. 332–357.
- [2] Altman, E. I., Sabato, G. és Wilson, N. [2010]: The Value of Non-Financial Information in SME Risk Management. Journal of Credit Risk, Vol. 6, No. 2, pp. 5-25.
- [3] Atiya, A.F. [2001]: Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results. IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 12. No. 4. pp. 929-935.
- [4] Falkenstein, E. G., Boral, A. és Carty, L. V. [2000]: RiskCalc for Private Companies: Moody's Default Model. Global Credit Research, May 2000. Letöltve: <http://ssrn.com/abstract=236011> 2011. április.
- [5] Grunert, J., Norden, L. és Weber, M. [2005]: The role of non-financial factors in internal credit ratings. Journal of Banking & Finance, Vol. 29, No. 2, pp. 509-531.
- [6] Hago, T. M. [2001]: A kereskedelmi hitel néhány problémája. Vezetéstudomány, Vol. 32. No. 3. pp. 27-40.
- [7] Imre, B. [2008]: Bazel II definíciókon alapuló nemfizetés-előrejelzési modellek magyarországi vállalati mintán (2002-2006). PhD. doktori értekezés, Miskolci Egyetem Gazdaságtudományi Kar.
- [8] Kiss, F. [2003]: A credit scoring fejlődése és alkalmazása. PhD. doktori értekezés, Budapesti Műszaki Egyetem

- [9] Kovács, E. [2006]: Pénzügyi adatok statisztikai elemzése. BCE Pénzügyi és Számviteli Intézet, Budapest
- [10] Kristóf, T. [2008a]: A csődelőrejelzés és a nem fizetési valószínűség számításának módszertani kérdéseiről. Közgazdasági Szemle, Vol. 55. No. 5. pp. 441-461.
- [11] Kristóf, T. [2008b]: Gazdasági szervezetek fennmaradásának és fizetőképességének előrejelzése. PhD. doktori értekezés, Budapesti Corvinus Egyetem
- [12] Laitinen, E. K. és Laitinen, T. [2000]: Bankruptcy prediction Application of the Taylor's expansion in logistic regression. International Review of Financial Analysis, Vol. 9. No. 4. pp. 327-349.
- [13] Lehmann, B. [2003]: Is It Worth the While? The Relevance of Qualitative Information in Credit Rating (April 17, 2003). EFMA 2003 Helsinki Meetings. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=410186> or doi:10.2139/ssrn.410186
- [14] Oravecz, B. [2007]: Credit scoring modellek és teljesítményük értékelése. Hitelintézeti Szemle. Vol. 6. No. 6. pp. 607-627.
- [15] Oravecz, B. [2008]: A szelekciós torzítás és csökkentése az adóminősítési modelleknél. PhD. doktori értekezés, Budapesti Corvinus Egyetem
- [16] Sajtos, L., Mitev, A., Pusztai, L. és Juhász, P. [2007]: SPSS kutatási és adatelemzési kézikönyv. Alinea Kiadó, Budapest
- [17] Tseng-Chung Tang és Li-Chiu Chi [2005]: Predicting multilateral trade credit risks: comparisons of Logit and Fuzzy Logic models using ROC curve analysis. Expert Systems with Applications, Vol. 28, No. 3, pp. 547-556.
- [18] Virág, M. [2004]: A csődmodellek jellegzetességei és története, Vezetéstudomány, Vol. 35. No. 10. pp. 24-32.