



## Lakossági termékvásárlási modellek és viselkedési hitelpontozó kártyák fejlesztése makrogazdasági peremfeltételekkel

Szücs<sup>1</sup> I., Pítlik<sup>2</sup> L.

<sup>1</sup>Szent István Egyetem, Gazdaság- és Társadalomtudományi Kar, Gazdálkodás- és Szervezéstudományi Doktori Iskola,  
2103 Gödöllő, Páter Károly u. 1.

<sup>2</sup>Szent István Egyetem, Gazdaság- és Társadalomtudományi Kar, Gazdaságelemzési és Módszertani Intézet,  
2103 Gödöllő, Páter Károly u. 1.

### ÖSSZEFOGLALÁS

*A bankszektor szereplői közti kiélezett versenyben egyre nagyobb jelentőséggel bír a növekedési lehetőségek pontosabb előrejelzése, és az így felismert lehetőségek hatékonyabb kiaknázása. Ennek kapcsán a döntések kockázati tényezőit fel kell tárni és a portfólió átalakulásával beáramló kockázat mértékére becslést kell tenni. Ezeket a célokat szolgálja egyfelől az analitikus CRM tevékenység során előállított termék-affinitási modellek építése, másfelől a hitelpontozó kártyák (score card) kialakítása és végső soron az új bázeli törkegyezmény (Basel II) által is elvárt PD, LGD modellek fejlesztése. A lakossági portfólió modellezése során a gyakorlatban leginkább a felügyelt tanulás adatbányászati módszereit alkalmazzák, melynek egyik alaphipotézise, hogy a múltban tapasztalt viselkedési mintázatok jellemzik a jelen ügyfeleinek viselkedését is. Ennek következtében nem vesszük figyelembe az időközben jelentős átalakuláson keresztülment körülményeket, mint a lakosság viszonya a gazdasági környezethez, ill. a hitelfelvételi eljárások egyszerűsödése vagy a hiteltermékek értékesítését szolgáló marketingtevékenység hatása. Az így előállított modellek, a makrogazdasági mutatókból levezethetőtől eltérő becslést adnak a portfólió alakulására (vö. inkonzisztens jövőkép). A tanulmány arra keresi a választ, van-e kapcsolat a lakossági hiteltermékek állományának alakulása, illetve a portfólió minőségének jellemzői és a fogyasztói bizalmi index között. Miként lehet felhasználni a bizalmi indexet a termék-affinitási modellek és a hitelpontozó kártyák fejlesztésében? Továbbá milyen egyéb, a konzisztens modellezést támogató jellemzőket (pl. hasonlóságelemzés) tudunk bevonni a modellezési eljárásba, a mindennapi operatív döntéstámogatás és a stratégiai tervezés (vö. jövőkutatás) támogatása érdekében.*

(Kulcsszavak: inkonzisztens jövőkép, adatbányászat, Basel II, CRM, hasonlóság-elemzés)

### ABSTRACT

#### Retail product purchase model and behavioural scorecard development with macro-economical boundary conditions

I. <sup>1</sup>Szücs, L. <sup>2</sup>Pítlik

<sup>1</sup>Szent István University, GTK, GSZDI, Gödöllő, H-2103 Páter Károly u. 1.

<sup>2</sup>Szent István University, GTK, GMI, Gödöllő, H-2103 Páter Károly u. 1.

*Due to the more and more close competition in bank sector it becomes momentous to predict accurately and to exploit the growing possibilities. The risk of the decisions has*

*to be revealed and the incoming risk coming with the change of the portfolio have to be predicted. These aims are served by product affinity models on CRM departments and by credit score cards and basel parameters (PD, LGD) on risk departments of a retail bank. In most cases supervised learning techniques are used to model retail portfolio, with the condition that behaviour in the past is similar to the behaviour in the future. In this way the changing of the customers relation to the economic environment, difficulty of borrowing process and the marketing activity of the banks remain out of the scope. A future can be generated from the macroeconomical processes and from the data mining based models can lead to an inconsistent picture. In this work we ask whether there is a relation between the consumer loans outstanding, the consumer loan portfolio quality and the consumer confidence index. How the consumer confidence index can be used in product affinity model and credit score card development? And what other parameters are worth to involve into consistent model development processes to support the daily operative decision making and the strategy planning as well.*

(Keywords: inconsistent future, data mining, Basel II, CRM, similarity analysis)

## BEVEZETÉS

Az utóbbi években szinte minden bankban CRM (Customer Relationship Management – Ügyfélkapcsolat Menedzsment) és Basel II projektek indultak, s előre láthatólag még hosszú ideig tartanak is fognak. Cikkünk szempontjából ezek lényege, hogy a hosszú idő alatt felhalmozódott adathalmazból döntéstámogatásra alkalmas információt állítsanak elő. CRM projektek esetében az értékes ügyfelek megkeresését és értékük szinten tartását, illetve a kevésbé értékes ügyfelek értéknövelését, míg hitelkockázat-elemzés esetében a bedőlt ügyletek által okozott hitelezési veszteség, illetve a folyamatosan megképzendő céltartalék minimalizálását tűzzük ki célként. A hitelkockázat mérése nem csak a bank saját belső feladata, erre már az új bázeli tőkeegyezmény (Basel II) is ösztönzi a bankokat (Basel, 2004). A döntéstámogatás alapjául szolgáló előrejelzésektől elvárjuk, hogy együttesen vizsgálva eredményeiket, konzisztens jövőképet állítsanak elő, tehát az egyes modellekből levezethető következtetések ne álljanak ellentétben egymással (Pitlik et al., 2005; Szücs, 2007).

Egyrészt józan megfontolások, másrészt a Basel II iránymutatása alapján (Basel, 2005), az ügyfelek viselkedésének előre jelzéséhez, az ügyfeleket közvetett módon befolyásoló makrogazdasági állapot jellemzésére szolgáló paramétereket lehetséges alkalmazni a modellek függő változói között. A hitelek felvétele, illetve a havi törlesztőrészlet megfizetése azonban nem csak a közvetlenül mérhető gazdasági jellemzőktől függhet. Egy jó kilátásokkal rendelkező gazdaság szereplői felvállalhatnak olyan kötelezettségeket, melyek a várakozásokkal ellentétes fejlődés esetén teljesíthetetlené válnak. Ezen állapotok feltérképezésére kíséreljük meg jelen munkában a Gazdaságkutató Zrt. (GKI, 2007) által publikált lakossági fogyasztói bizalmi index alkalmazását, mely a lakosság gazdasággal szembeni jövőre vonatkozó várakozásait tömöríti egy számba. Továbbá vizsgáltuk, hogy a bankok marketingtevékenységének erősödése hogyan hat az ügyfelek termékvásárlási szokásaira, és ezt hogyan tudjuk felhasználni termékvásárlási modellek készítésénél. Végül célunk egy olyan modell megalkotása, mely a gazdasági környezetből levezethető jövőképpel összhangban álló előrejelzést ad.

A cikkben bemutatjuk, hogy a lakossági fogyasztói bizalmi index megfelelő transzformáltjának alkalmazásával mérhető módon jobb termékaffinitási modell fejleszthető, mely tény megfelel annak a közgazdasági várakozásunknak, miszerint jó

kilátások esetén, a háztartások nagyobb anyagi terhet vállalnak magukra. Továbbá bemutatásra kerül egy hipotetikus marketingtevékenység – idő függvény alkalmazása, mely további magyarázóerővel bír, ezáltal növelve a modell jóságát.

Továbblépésként megjelöltük olyan makrogazdasági változók alkalmazásának vizsgálatát, melyek által reprezentálhatóvá válik az a közgazdasági feltételezés, miszerint a kedvező kilátások hatására felvett hitelek olyan terhet róhatnak vállalkozókra, mely a háztartások megélhetési nehézségeinek növekedése esetén a hiteltörlesztés megghiúsulásához vezethet. Mindez azt jelenti, hogy a hitelpontozó kártyák fejlesztésekor a háztartások életminőség-változásának előre jelezhetősége is fontos kérdéssé válik.

## **ANYAG ÉS MÓDSZER**

A vizsgálat során a következő mutatókat és a köztük lévő kapcsolatokat vizsgáltuk:

- Fogyasztói bizalmi index
- Lakossági hitelállomány
- Reáljövedelem
- Hipotetikus bank reklámtevékenység
- Hipotetikus hitelfelvételi eljárás bonyolultság
- Termékaffinitási modell
- Lakossági hitelpontozó kártya (score card)

### *Fogyasztói Bizalmi Index*

A Fogyasztói Bizalmi Indexet a Gazdaságkutató Zrt. (GKI, 2007) számítja és publikálja havi bontásban (1. ábra). Értéke a következő típusú kérdésekre adott válaszok alapján kerül meghatározásra:

- háztartások jelenlegi pénzügyi helyzete,
- háztartások pénzügyi helyzetének várt alakulása,
- az ország jelenlegi gazdasági helyzete,
- az ország gazdasági helyzetének várt alakulása,
- nagy értékű, tartós fogyasztási cikkek vásárlása.

### *Lakossági hitelállomány*

A teljes lakossági hitelállomány a rövid és hosszú lejáratú, forint és deviza hiteleket egyaránt tartalmazza (2. ábra).

### *Reáljövedelem*

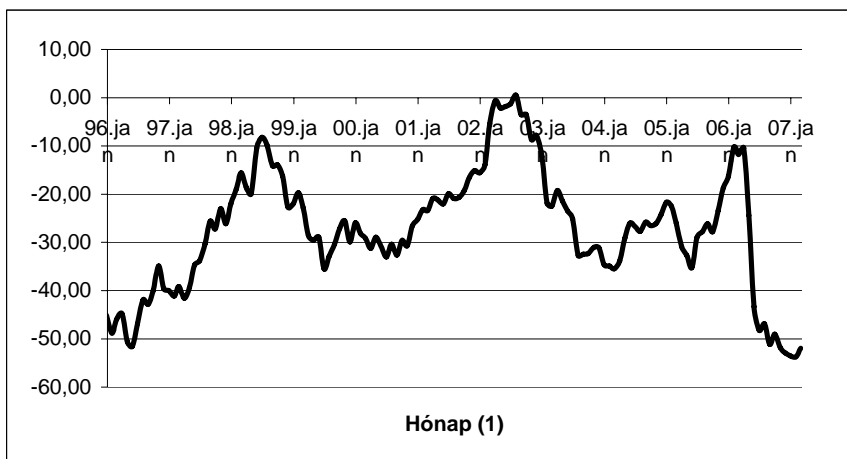
A háztartások reáljövedelmének meghatározása a Magyar Tudományos Akadémia Közgazdaságtudományi Intézete (MTA KTI, 2007) által közzétett háztartások átlag nettó nominális kereslete és az 1990-es bázison számított fogyasztói árindex segítségével történt (3. ábra).

### *Hipotetikus banki reklámtevékenység*

Számos kutatás mutatja, hogy a bankok által folytatott agresszív reklámtevékenység komoly hatással van az ügyfelek bankválasztási, termékvásárlási szokásaira. A vizsgálat során azzal a feltételezéssel élünk, miszerint a bankok reklámtevékenysége 1996. januárja és 2007. januárja között lineárisan növekvő mértékben hatott befolyásolóan a háztartásokra.

### 1. ábra

**A fogyasztói bizalmi index alakulása 1996. január és 2007. márciusa között.**



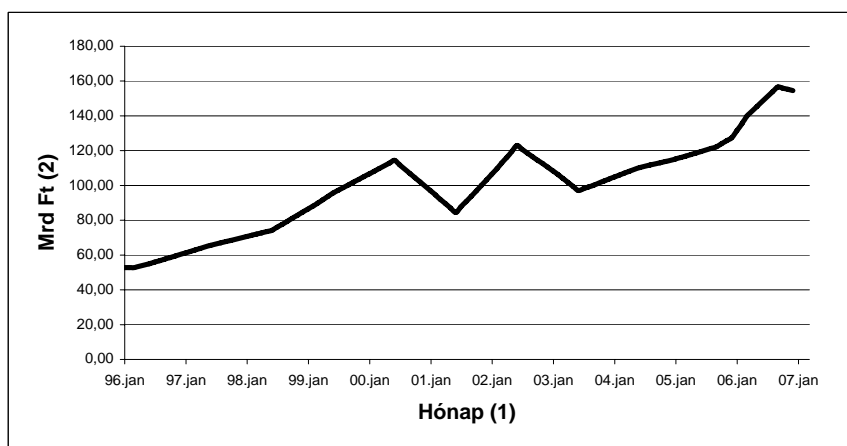
*Forrás (Source): GKI Gazdaságkutató Zrt. (GKI Economic Research Co.)*

*Figure 1: Consumer confidence index between January of 1996 and March of 2007*

*Months(1)*

### 2 ábra

**Lakossági hitelállomány változása 1996. január és 2007. márciusa között.**



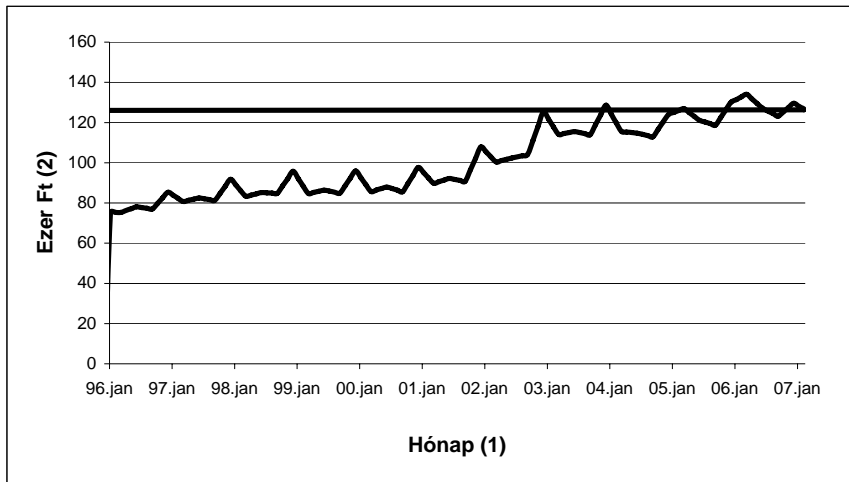
*Forrás (Source): Magyar Nemzeti Bank (Hungarian Central Bank)*

*Figure 2: Consumer loan portfolio between January of 1996 and March of 2007*

*Months(1), Billion HUF(2)*

3. ábra

Háztartások átlag reálkeresete 1996. január és 2007. márciusa között.



Forrás (Source): Magyar Tudományos Akadémia - Közgazdaságtudományi Intézet (Hungarian Academy of Sciences – Institute of Economics)

Figure 3: Households' real income between January of 1996 and March of 2007

Months(1), Thousand HUF(2)

*Hipotetikus banki hitelfelvételi eljárás bonyolultság*

Köztudott, hogy a bankok többsége jelentős mértékben próbált egyszerűsíteni hitelbírálati folyamatait, és próbálta belső folyamatait úgy átszervezni, hogy minél inkább ügyfélbarát képet mutasson. A cikkben feltételeztük, hogy a hitelfelvételi folyamat 1996. januárja és 2007. januárja között lineárisan csökkenő mértékben egyszerűsödött a háztartások szempontjából.

*Termékaffinitási modell*

Főként retail üzletágakban tevékenykedő vállalatok által használt döntéstámogatási eszköz, mely minden egyes ügyfélre megmutatja termékenként / szolgáltatásonként, hogy az adott ügyfél mekkora valószínűséggel kívánja megvenni / igénybe venni az adott terméket / szolgáltatást. Egyszerűbb változataiban csak azt mutatja meg, hogy melyik termék / szolgáltatás megvásárlásának / igénybe vételének a legnagyobb a valószínűsége. A modell előállítását általában adatbányászati vagy szakértői módszerekkel történik. Adatbányászati módszerek általában csak nagyszámú ügyfél és elég hosszú idősor esetén alkalmazhatóak. Ezzel szemben a szakértői módszerekkel nem retail üzletágakra is kiterjeszhető a modell.

*Hitelpontozó kártya (credit scorecard)*

Az ügyfeleket hiteltörlesztésükkel kapcsolatos minősítő kategóriába soroló eljárás. Megfelelő számosságú jó illetve rossz ügyfél és kellően hosszú idősor esetén pontszám

mögött egy valószínűségi változó áll, mely megmutatja, hogy az adott ügyfél mekkora valószínűséggel válik nem-fizető (rossz) ügyfélle, az adott ügylettel kapcsolatban.

A hitelpontozó kártyákon belül megkülönböztetjük az igénylési (application score card) és a viselkedési (behavioural score card) hitelpontozó kártyákat. Az első esetben a modell függő változói között csak a hiteligenylés pillanatában elérhető adatok szerepelnek, míg az utóbbinál a hiteltörlesztés már ismert részletei illetve az ügyfél által birtokolt egyéb termékekkel kapcsolatos változók is szerepelnek.

### *Modellezés*

A termékaffinitás modellezésére alkalmazott mesterséges neurális hálózat paraméterei:

- Multilayer Perceptron
- Aktivációs függvény: tangens hiperbolikus
- Kombinációs függvény: lineáris
- Rejtett rétegek száma: 3
- Leállítási kritérium: „early stopping”
- Tanulási/validációs/tesztelési minta megoszlása: 40%/30%/30% (véletlenszerűen)

A makrogazdasági adatok termékaffinitási modellben való használatának hasznosságát, az általuk módosított termékaffinitási modell és az eredeti modell performanciájának mérésére szolgáló indikátorok összehasonlításával végeztük el (*Sobehart et al.*, 2000, *Engelmann et al.*, 2003):

- Becslés hibája
  - SSE (Sum of Squared Error: - Négyzetes hibák összege) =  $\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$
  - ASE (Average Squared Error – Átlagos négyzetes hiba) =  $SSE / N$
- Szeparáló-képesség
  - AUR (Area Under Curve – görbe alatti terület)
  - Kolmogorov – Smirnov statisztika
  - ROC (Receiver Operating Characteristic)

A ROC görbe ábrázolása a következőképpen történt (*Sobehart and Keenan*, 2001):

- a vízszintes (FAR - False Alarm Rate) tengelye: a tévesen „rossz” ügyfélnek sorolt ügyfelek aránya az összes „rossz” ügyfélhez viszonyítva, adott becslült valószínűség mellett.

$$FAR(C) = F(C) / N_{ND},$$

ahol  $F(C)$  azon „jó” ügyfelek száma, akik tévesen „rossz” ügyfélnek lettek minősítve,  $N_{ND}$  a mintában lévő összes „jó” ügyfél száma.

- Függőleges (HR - Hit Rate) tengelye: a helyesen „rossz” ügyfélnek sorolt ügyfelek aránya az összes „rossz” ügyfél számához viszonyítva, adott becslült valószínűség mellett.

$$HR(C) = H(C) / N_D,$$

ahol  $H(C)$  az adott  $C$  „cutoff” pontnál helyesen „rossz” ügyfélnek minősített ügyfelek száma,  $N_D$  a mintában lévő összes „rossz” ügyfél száma.

Amennyiben egy számmal szeretnénk jellemezni a modell szeparáló képességét, úgy a görbe alatti terület (AUR) ennek egy lehetséges megközelítése:

$$AUR = \int HR(FAR) d(FAR)$$

Szeperáló-képességgel nem rendelkező modellek esetén  $A=0,5$ , míg tökéletes modellekre  $A=1$ . A gyakorlatban alkalmazott modellek esetén nyilván  $0,5$  és  $1$  közötti értéket vesz, és a vizsgált modell annál jobb, minél közelebb van az  $A$  értéke  $1$ -hez.

*A modellezéshez használt szoftverek*

- SAS Base 9.1.3
- SAS STAT
- SAS Enterprise Miner 5.2

*Felhasznált adatok*

A becstült esemény egy adott termék vásárlása volt, olyan lakossági ügyfelek körében, akik már korábban kapcsolatban álltak a bankkal. A modell függő változóiként az ügyfelek adott pillanatban lévő termékbirtoklási és demográfiai, előző 3 havi átlagos termékhasználati jellemzőit használtuk. További függő változóként vontuk be a vizsgálatba az adott hónaphoz képest 3 hónappal korábbi fogyasztói bizalmi indexet és annak az azt megelőző 3 havi átlagos fogyasztói bizalmi indexhez viszonyított arányát, a hipotetikus reklámtevékenység hatását illetve a hitelbírálás folyamatának egyszerűsödését jelző változót. A függő változó jelentése: az ügyfél a becslés pillanatához képest 3 hónapon belül felvette-e az adott terméket.

## EREDMÉNY ÉS ÉRTÉKELÉS

A vizsgálat során két modell készült el, melyek közt csak a független változók körében volt különbség. A *modell\_1* független változóként tartalmazta a lakossági fogyasztói bizalmi indexet előző pontban leírt transzformáltját, a marketingtevékenység erősségét és a hitel-elbírálási folyamat ügyfélbarátságát. A *modell\_1* többi független változóját, melyek a *modell\_2* független változóival megegyeznek az *1. táblázat* mutatja.

A modellek fejlesztéséhez használt minta megoszlása jó (felvette az adott terméket) / rossz (nem vette fel az adott terméket) ügyfelek és fejlesztési állományok bontása a *2. táblázatban* található.

A teljes és a részmintákban a jó/rossz arány:  $1/2$ . A teljes mintát  $40\% - 30\% - 30\%$  arányban osztottuk tréning – validációs – teszt állományokra.

*A mesterséges neurális hálók összehasonlítása:*

A *3. táblázat* alapján elmondható, hogy a *modell\_1* minden mérőszám szerint jobbnak bizonyult, mint a *modell\_2*. Az átlagos négyzetes hiba a *modell\_1* esetén  $0,15039$ , míg a *modell\_2*-nél  $0,15933$ , ami azt jelzi, hogy a lakossági fogyasztói bizalmi index és a hipotetikus reklámtevékenységet mérő függvény bevezetése következtében csökkent a modell becslési hibája. A táblázatban látható ROC index és az *4. ábrán* látható ROC görbék alapján elmondható, hogy a *modell\_1* szeperáló-képessége szintén jobb, mint a *modell\_2* esetében. A Kolmogorov-Smirnov statisztika a makroadatokkal bővített modell esetében  $0,47836$ -ról  $0,53327$ -re nőtt, ami szintén a modell szeperáló-képességének javulását jelzi.

1. táblázat

A modellezéshez használt változók listája

| Változó (1)                               | Típus (2) | Státusz (3) | Dimenzió (4) | Minimális érték (5) | Maximális érték (6) |
|---|-----------|-------------|--------------|---------------------|---------------------|
| Ügyfél azonosító                          | id        | 1,2         | azonosító    |                     |                     |
| Ügyfél besorolás                          | nominális | 1,2         | kategória    |                     |                     |
| Ügyfél kora                               | folytonos | 1,2         | év           | 24                  | 75                  |
| Ügyfél jövedelme                          | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 1 500 000           |
| Kártyával végzett tranzakciók összege     | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 3 000 000           |
| Bankfiókban végzett készpénzes forgalom   | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 30 000 000          |
| Számlára érkező terhelések                | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 100 000 000         |
| Számlára érkező jóváírások                | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 200 000 000         |
| Ügyfélkapcsolati idő                      | folytonos | 1,2         | hónap        | 0                   | 70                  |
| Ügyfél VIP jelző                          | ordinális | 1,2         | kategória    | 0                   | 5                   |
| Jövedelmezőség                            | folytonos | 1,2         | HUF          | -500 000            | 5 000 000           |
| Hány terméktípussal rendelkezik az ügyfél | folytonos | 1,2         | darabszám    | 0                   | 9                   |
| Hitelállomány                             | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 40 000 000          |
| Betétállomány                             | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 50 000 000          |
| Jelzáloghitel állomány                    | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 50 000 000          |
| Személyi kölcsön állomány                 | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 5 000 000           |
| Hitelkártya állomány                      | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 1 000 000           |
| Lekötött betét állomány                   | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 50 000 000          |
| Folyószámlahitel állomány                 | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 5 000 000           |
| Számlaegyenleg                            | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 100 000 000         |
| Értékpapír számla állomány                | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 5 000 000           |
| Hitelkártya típusa                        | nominális | 1,2         | kategória    | A                   | E                   |
| Számlaegyenleg lefogyási mutató           | folytonos | 1,2         | %            | 0                   | 1                   |
| Legnagyobb hitelkeret kihasználtság       | folytonos | 1,2         | HUF          | 0                   | 1 000 000           |
| Hitelkártyával végzett tranzakciók száma  | folytonos | 1,2         | darabszám    | 0                   | 50                  |
| Lakossági fogyasztói bizalmi index 3      | folytonos | 1           | index        | -51,5               | 0,5                 |
| Lakossági fogyasztói bizalmi index arány  | folytonos | 1           | arány        | -1,29               | 3,04                |
| Marketingtevékenység                      | folytonos | 1           |              | 1                   | 131                 |
| Hitelebírálás                             | folytonos | 1           |              | 131                 | 66                  |

Table 1: Variable list for modeling

Variable(1), Type(2), Status(3), Dimension(4), Minimum value(5), Maximum value(6)



## 2. táblázat

## A modellezéshez használt állomány megbontása

| Állomány (1)   | Rossz ügyfél (2) | Jó ügyfél (3) | TOTAL   |
|----------------|------------------|---------------|---------|
| Tréning (4)    | 64 598           | 31 818        | 96 416  |
| Validációs (5) | 48 449           | 23 863        | 72 312  |
| Teszt (6)      | 48 451           | 23 863        | 72 314  |
| TOTAL          | 161 498          | 79 544        | 241 042 |

Table 2: Particions of the modelling data set

Dataset(1), Number of bad customers(2), Number of good customers(3), Total number of customers(4)

## 3. táblázat

## A modellek összehasonlítása különböző mérőszámok alapján

| Paraméter (1)                | Mesterséges neurális hálózat (2) |          |
|------------------------------|----------------------------------|----------|
|                              | Modell 1                         | Modell 2 |
| ASE                          | 0,15039                          | 0,15933  |
| ROC index                    | 0,83866                          | 0,80689  |
| Kolmogorov-Smirnov Statistic | 0,53327                          | 0,47863  |

Table 3: Model comparision based on different performance metrics

Parameter(1), Artifical neural network(2)

## KÖVETKEZTETÉSEK

A cikkben bemutatásra került a szubjektív makrogazdasági változók használatának lehetősége a termékvásárlási modellek fejlesztésében. A modellek performanciájának vizsgálata alapján elmondható, hogy ezen szubjektív jellegű adatok használata javítja a modellek előrejelző képességét. Segítségükkel a modellek reálisabban kezelik a változó makrogazdasági körülmények hatásait. A marketingtevékenység ügyfelekre gyakorolt hatásának figyelembe vétele szintén javította a modellek szeparáló-képességét. Ez által a makrogazdasági folyamatok elemzéséből levezethető lakossági hitelállomány változás és a bankok belső adatbányászati modellezéséből számítható hitelportfolió változás közti inkonzisztencia mértéke csökkenthető.

Az eredmények analóg módon értelmezhetők hitelpontozó kártyák fejlesztésének esetére. Tovább lépésként a hitelpontozó kártyák és termékvásárlási modellek fejlesztésében alkalmazható további gazdasági környezetet leíró változók feltárása és alkalmazási feltételeinek vizsgálatát folytatjuk. Célunk ez által leírni azt a gazdasági környezetet, mely az ügyfél banki termékeivel kapcsolatos viselkedését befolyásolja. Az ezen elvek mentén folytatott termékaffinitási modellezés és hitelpontozó kártya fejlesztés biztosítja a makrogazdasági előrejelzések és a belső adatbányászati modellek eredményeinek közös jövőképként való megjelenését (Pitlik, 2006)

#### 4. ábra

#### Fejlesztési állományonkénti ROC görbék.

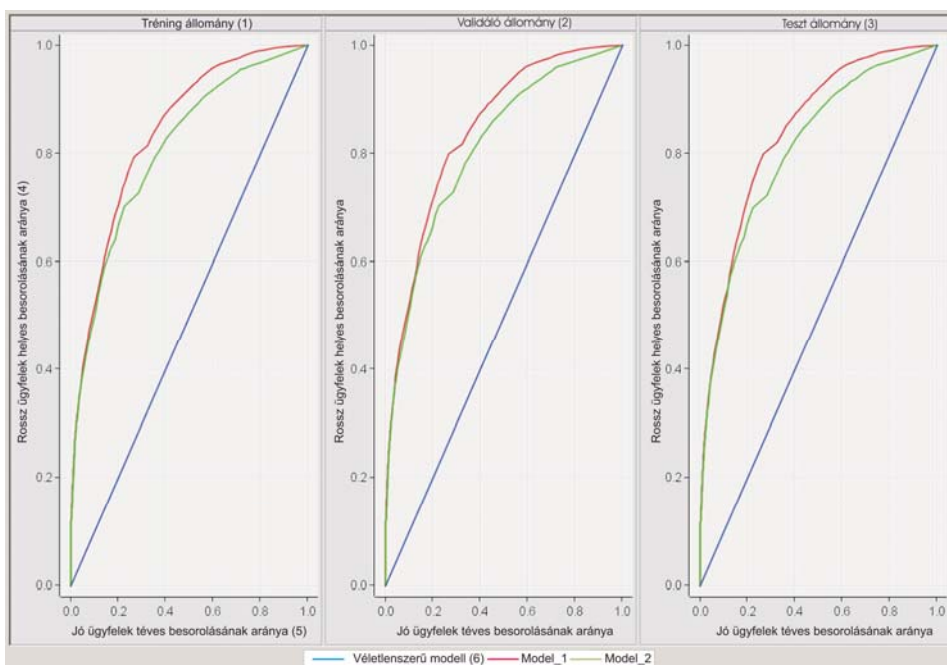


Figure 4: ROC curves for development partitions

Training data set(1), Validation data set(2), Test data set(3), Number of customers who did not used the offered product in 3 months time after the campaign(4), Number of customers who used the offered product in 3 months time after the campaign(5), Randomly working model without classification capability(6)

### KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

Ezúton szeretnék köszönetet mondani a SAS Institute Kft.-nek, amiért rendelkezésre bocsátották szoftvereiket, kutatási munkám támogatása érdekében.  
(OTKA T049013)

### IRODALOM

- Basel Committee on Banking Supervision (2004). Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework.
- Basel Committee on Banking Supervision (2005). Studies on Validation of Internal Rating Systems.
- Engelmann B., Hayden E., Tasche D. (2003). Testing rating accuracy. [www.risk.net](http://www.risk.net)
- GKI (2007). Változatlan várakozások. <http://www.gki.hu/index.php?id=33&lang=hu>

- Sobehart J., Keenan S., Stein R. (2000). Validation methodologies for default risk models. *Credit*, pages 51-56
- MTA KTI (2007) [http://econ.core.hu/doc/ktidb/ksh\\_ma/tart\\_magy\\_web.html](http://econ.core.hu/doc/ktidb/ksh_ma/tart_magy_web.html)
- Pitlik L. (2006). Objektivitás és automatizáció a jövőkutatásban. OTKA T049013
- Pitlik L., Pető L., Pásztor M., Popovics A., Bunkóczi L., Szücs I. (2005). Consistency controlled future generating models. EFITA, Vila Real, Portugal.  
[http://miau.gau.hu/miau/81/efitawcca2005\\_kjm\\_en.pdf](http://miau.gau.hu/miau/81/efitawcca2005_kjm_en.pdf)
- Sobehart J., Keenan S. (2001). Measuring default accurately, *Risk*, S31-S33, 2001. marc.
- Szücs I. (2007). Data mining based model aggregation. *Gazdálkodás* 19. különkiadás, 51. 219-227.

Levelezési cím (*Corresponding author*):

**Szücs Imre**

Szent István Egyetem, Gazdálkodás- és Szervezéstudományi Doktori Iskola  
2103 Gödöllő, Páter Károly u. 1.  
*Szent István University, GTK, GSZDI,*  
*H-2103 Gödöllő, Páter Károly u. 1.*  
Tel.: 36-70-311-9770  
e-mail: [icsusz@gmail.com](mailto:icsusz@gmail.com)