

**SZENT ISTVÁN EGYETEM
GÖDÖLLŐ**

**A MEZŐGAZDASÁGI VÁLLALATOK
FIZETÉSKÉPTELENSÉGÉNEK ELŐREJELZÉSE**

DOKTORI (PhD) ÉRTEKEZÉS TÉZISEI

ARUTYUNJAN ALEX

**GÖDÖLLŐ
2002**

A doktori iskola

megnevezése: Gazdálkodás és Szervezéstudományok Doktori Iskolája

tudományága: Agrárvállalkozás menedzsment

vezetője: Dr. Szűcs István
egyetemi tanár, MTA doktora
SZIE, Gazdaság- és Társadalomtudományi Kar,
Gazdaságelemzési és Módszertani Intézet

Témavezető: Dr. Székely Csaba
egyetemi tanár, mezőgazdaság-tudomány kandidátusa
SZIE, Gazdaság- és Társadalomtudományi Kar,
Vállalatgazdaságtani Intézet, Üzemtani Tanszék

.....
Az iskolavezető jóváhagyása

.....
A témavezető jóváhagyása

TARTALOM

1. BEVEZETÉS	5
1.1. A téma jelentősége	5
1.2. Célkitűzések	6
2. ANYAG ÉS MÓDSZER.....	7
2.1. Adatállomány	7
2.2. Pénzügyi mutatók.....	8
2.3. Alkalmazott elemzési módszerek.....	8
2.3.1. Logisztikus regresszió	9
2.3.2. Diszkriminancia analízis	10
3. EREDMÉNYEK	11
3.1. A pénzügyi mutatók előkészítése.....	11
3.2. Két modell alkalmazásának tapasztalata.....	12
3.3. Új és újszerű eredmények	13
3.3.1. Logit-modellek.....	14
3.3.2. Diszkriminancia analízissel kialakított fizetéseképtelenség-előrejezési modellek.....	17
3.3.3. Kontroll	18
3.3.4. A kiválasztott pénzügyi mutatók.....	20
4. KÖVETKEZTETÉSEK ÉS JAVASLATOK.....	22
5. PUBLIKÁCIÓK.....	26

1. BEVEZETÉS

1.1. A téma jelentősége

A rendszerváltást követő gazdasági átalakulás érzékenyen érintette az agrárstruktúrát. A kárpótlási és privatizációs folyamatok során a mezőgazdasági vállalatok átalakultak vagy felbomlottak. Más szemléletű — magán — tulajdonosi struktúra jelent meg. A megváltozott gazdasági, piaci viszonyok újfajta kihívások elé állították a vállalatokat.

A gazdaság mély recessziója közepette hatályba lépett csődtörvény bizonytalanra tette a bankhitelek behajthatóságát. Ilyen körülmények között különösen súlyos terhet rótt a banki szférára az időközben ugyancsak életbe lépett pénzügyi törvény. Mindez megváltoztatta, megszigorította a hitelt nyújtók és a hitelfelvevők viszonyát, rádöbbsentette őket az adósminősítés és újraminősítés fontosságára.

A vállalat és a finanszírozó pénzügyi intézet közötti kapcsolatot két nézőpontból lehet szemlélni:

1. a pénzügyi intézet és a vállalat, mint leendő ügyfele,
2. a pénzügyi intézet és a vállalat, mint meglévő ügyfele.

Az első esetről akkor beszélhetünk, amikor a vállalatnál idegen tőke iránti igény jelentkezik. Ennek különböző okai lehetnek: termelésbővítés, átmeneti válság, a szezonálisból eredő likviditási nehézségek stb. A pénzügyi intézet megvizsgálja a kínálkozó befektetési lehetőséget, és a vizsgálat eredményétől függően a kapcsolat létrejön — vagy nem jön létre. A második esetről akkor beszélhetünk, amikor a pénzügyi intézet a folyamatban lévő hitelt kezeli vagy újakat bocsát rendelkezésre a vállalat igényeinek és helyzetének megfelelően. Mind a kétféle viszony nagyon fontos közös mozzanata a vállalkozói ügyfélkör minősítése, más szóval adósminősítés. Tehát a vállalatok és azokat finanszírozó pénzügyi intézetek kapcsolata a vállalatok fizetőképességének megítélésére vezethető vissza.

A vevők és az eladók közötti halasztott fizetések vagy végtermékben való elszámolás esetén szintén rövid távú adós – hitelező viszonyt alakul ki (rövid lejáratú kötelezettségek), amelyet nem mindig jellemez a szerződés szerinti teljesítés. A fizetési határidők, módok és limitek kialakításához mind a vevőnek, mind az eladónak szüksége van minősítő rendszerre. A vállalatok vezetősége számára rendkívül fontos mind a saját vállalatuk, mind a partnereik fizetőképességének az előrejelezhetősége.

A fizetéseképtelenség, illetve fizetőképesség statisztikai módszerekkel történő előrejelzése nem új keletű. A hitelezési gyakorlatban külföldön már évtizedek óta alkalmazzák. Magyarországon is egyre jobban terjednek a **csődfüggvények** az adósminősítési rendszerekben. Ennek ellenére a vállalatvezetésben még elég ritkán, a mezőgazdasági szférában egyáltalán nem használják ezeket a módszereket. Véleményem szerint a mezőgazdasági vállalatok fizetőképességének megítélésében figyelembe kell venni a következő, a mezőgazdaságra jellemző tényezőket:

- a magyar mezőgazdaság krónikus tőkehiányban szenved, a tőkeszerkezete eltér ágazatokétól,
- a magyar mezőgazdaság tőkehozamai (saját és idegen tőke jövedelmezősége) a többi ágazathoz képes fordítva alakulnak,
- a likviditási és egyéb pénzügyi mutatók értékei a szezonális miatt egy éven belül nagymértékben ingadoznak, s értelmezésük változhat a kiszámításuk időpontjától függően.

Indokolt lehet tehát a fizetőképességet, illetve a fizetéseképtelenséget előrejelző módszerek kifejlesztése kifejezetten a magyar mezőgazdasági vállalatok részére.

1.2. Célkitűzések

Értekezésem tárgya a mezőgazdasági vállalatok és azokat finanszírozó pénzügyi intézetek kapcsolatrendszerének talán legfontosabb részét képező adósminősítés, és azon belül a fizetéseképtelenség objektív előrejelzése pénzügyi mutatók segítségével.

A fizetéseképtelenség közeledésének korai felismerése a finanszírozó pénzügyi intézetnek és a vállalatnak is érdeke. Az utóbbira ez akkor is igaz, amikor esetleg még nem is tervezi az (újabb) idegen tőke bevonását. A menedzsment információs rendszerbe beépített **fizetéseképtelenség előrejelzési modell** fontos eszköz lehet a menedzsment kezében, mivel segítségével nyomon követheti a vállalat fizetőképességének a meghozott irányítási döntésektől függő alakulását.

Kutatómunkám célkitűzései a következők:

1. a többváltozós csődelőrejelzési modellek hazai mezőgazdasági vállalatok fizetőképességének megítélésében való alkalmazhatóságának vizsgálata a külföldön kifejlesztett csődelőrejelzési modellek elemzésén keresztül;
2. programozható — szoftveresen megvalósítható — szabályrendszer kialakítása a pénzügyi mutatók számításához és a modellfejlesztésben való felhasználáshoz;

3. fizetéseképtelenség-előrejelzési modell(ek) létrehozása kifejezetten a magyar mezőgazdasági vállalatok részére, és a felhasználási lehetőségeinek bemutatása.
4. annak megállapítása, hogy az éves beszámoló mérlegéből és eredménykimutatásából nyert adatok alapján képezhető pénzügyi mutatók közül — azok alkalmazhatóságát figyelembe véve —, melyek a legfontosabbak a magyar mezőgazdasági vállalatok fizetőképességének megítélésében.

2. ANYAG ÉS MÓDSZER

2.1. Adatállomány

Kutatásaimhoz az Igazságügyi Minisztérium Cégnylvántartási és Céginformációs Szolgálatának adatai alapján készítettem adatbázist, amely 146, legalább egy éve működő, vállalatból álló minta 1999. évi mérlegeit és eredménykimutatásait tartalmazza. A vizsgálatokhoz — pénzügyi mutatószámok számításához — az 1999. év záró adatait használtam. A minta két részből áll:

1. 73 fizetéseképtelen vállalat;
2. 73 fizetőképes vállalat.

A vállalatokat CD VÁLLALATHÍREK (2001. május 31.) adatbázisból válogattam az 1. táblázatban összefoglalt tevékenységi körök alapján:

1. táblázat. A mintában szereplő vállalatok tevékenységi körei.

Tevékenységi kör kódja:	A kód jelentése
EAOR 3	Mezőgazdaság és Erdőgazdálkodás
TEAOR A	Mezőgazdaság, Vadgazdálkodás és Erdőgazdálkodás
TEAOR98 A	Mezőgazdaság, Vadgazdálkodás és Erdőgazdálkodás

A fizetéseképtelenségnek való minősítés kritériumának az illető vállalat ellen 2000-ben indított felszámolási eljárást választottam.

Az eredmények ellenőrzése **kontroll vállalati minta** 2000. évi mérlegeit és eredménykimutatásait tartalmazó adatbázisból nyert 2000. évi záró adatok alapján számított pénzügyi mutatószámok felhasználásával történt. A minta 19 fizetéseképtelen és 48 fizetőképes vállalatból áll. A kontroll minta összeállításakor minden kritériumnál az eggyel későbbi évet vettem figyelembe. A két vállalati minta nem fedte egymást.

2.2. Pénzügyi mutatók

Vizsgálataimhoz több mint 60 — az egyszerűsített éves beszámoló adataiból képezhető — különböző pénzügyi mutatószámot gyűjtöttem össze. Többségük már régóta ismert és alkalmazott, vagy rendelet (14/2001. (III. 9.) PM rendelet, 9. §) által előírt a hitelezési gyakorlatban (pl. gyors ráta, likviditási mutató). Elméletileg a mutatók automatikus képzése is lehetséges, például az éves beszámoló sorainak az egymással való osztással, összeadással stb. Az így kapott mutatók többsége szakmailag értelmezhetetlen volna, de lehetőséget adhatna akár teljesen új összefüggések feltárására is. Ezen megközelítés hátránya a számítógép-kapacitásnak a mutatók számának emelkedésével exponenciálisan növekvő igénye.¹ Későbbi kutatásaim során meg szeretném vizsgálni az automatikus mutatóképzés alkalmazhatóságát, azonban a munka jelenlegi stádiumában legalább három okom volt arra, hogy ne ezt a „mechanikus” megoldást válasszam:

- 1) az egyik célkitűzésem az átlagos — irodák többségében található — számítógép-kapacitás mellett alkalmazható modellfejlesztési **módszer** kialakítása;
- 2) feltételeztem, hogy a kevésbé számítógép-kapacitás igényes módszerrel is lehet megfelelő megbízhatóságot elérni;
- 3) az egyszerűbb vizsgálatokkal meg akartam teremteni az alapját, ellenőrizni a szükségességét a további, bonyolultabb vizsgálatoknak.

A leírtak értelmében kompromisszum megoldáshoz kellett folyamodnom: megpróbáltam minél több ismert, vagy általam szerkesztett, szakmailag eleve értelmezhető mutatót bevonni. Néhányat más szerzők modelljeiből kölcsönöztem. Ezután kizártam az olyan mutatókat, amelyek lineárisan képezhetők más felhasznált mutatókból a multikollinearitás elkerülése céljából. Kizárásnál a minden esetben próba-futtatásokat végeztem egyenként bevezetve, illetve kihagyva a kérdéses (multikollinearitás kialakulásában érintett) mutatókat. Így mindig a legjobb eredményt biztosítók, a végeredménnyel legjobban korrelálók maradtak meg. Néhány mutatót átalakítottam oly módon, hogy matematikailag kezelhetőbb legyen.

2.3. Alkalmazott elemzési módszerek

Az alkalmazandó módszer kiválasztásához a következő elveket fogalmaztam meg:

¹ A számítógép-kapacitási igény nem leküzdhetetlen akadály, a kielégítésének több módja is lehet. Például: *Distributed Analysis* funkció az SPSS-ben, amely során a számítási feladat megfogalmazása lokális (irodai) gépen történik, s a tényleges elvégzése pedig egy távoli — sokkal nagyobb kapacitású — szerveren.

1. az eljárás alkalmas legyen az esetek előre definiált két csoportba való besorolásra,
2. egyszerre több változót vegyen figyelembe,
3. az általa előállított eredmény legyen egyszerűen értelmezhető és kvantitatív,
4. alkalmas legyen az induló adatok körének szűkítésére minél kisebb információvesztés mellett,
5. ne legyen érzékeny az induló adatok eloszlására, szórására, jellegére,
6. az eljárás eredményeképpen kapott modell könnyen kezelhető legyen: táblázatkezelő vagy akár számológép segítségével lehessen használni, azaz rugalmas legyen és eszközfüggetlen,
7. a modell segítségével történő vizsgálat egy menetben (az adatok előkészítését leszámítva) elvégezhető legyen,
8. a kiválasztandó módszer megvalósításához rendelkezésre álljanak a szükséges ismereti és anyagi erőforrások.

A felsoroltaknak leginkább a diszkriminancia analízis és a logisztikus regresszió felelt meg. A diszkriminancia analízis alkalmazásának sokkal több korlátozó tényezője van (lásd később), azonban az elterjedtsége és a segítségével előállított modellek egyszerűsége mellette szól. Így a két módszert párhuzamosan alkalmaztam.

2.3.1. Logisztikus regresszió

A logisztikus regresszió bizonytalan kimenetelű, kategóriás jellegű eredményváltozó kategóriájának a bekövetkezési valószínűségét hivatott számszerűsíteni egyéb más, magyarázó jellegű változók ismert kimeneteleinek a feltétele mellett. A feltételes valószínűség értékére támaszkodva a döntéshozó döntési szabályt tud konstruálni arra vonatkozóan, hogy adott megfigyelési egységet az előre definiált, eredmény jellegű kategóriák (populációk) melyikéhez klasszifikál. Az eredményváltozók kimeneteleinek száma lehet kettő vagy több. Ha a kimenetek száma kettő, akkor az eljárást *binomiális* — más szóval *dichotom* — logisztikus regressziónak nevezik. Több változó esetén — *polinomiális* vagy *multinomiális* logisztikus regressziónak.

Értekezésemben csak a binomiális logisztikus regresszióval foglalkozom, mivel a fizetéseképtelenség bekövetkezésének, mint előrejelzési problémánk, csak két kimenetele lehet: csőd (0) vagy siker (1). A csőd esélyeit növelhetik bizonyos gazdasági események, kellő források hiánya a fizetési kötelezettségek fedezésére, rossz üzleti politika, ami a vállalat finansziális egyensúlyának felborulásához vezetett stb., amelyek hatása észlelhető, kikövetkeztethető az (egyszerűsített) éves beszámoló mérlegéből és eredménykimutatásából nyerhető adatokból képzett pénzügyi mutatók segítségével. A logisztikus regresszió tehát olyan nem lineáris klasszifikációs eljárás, amely nem tételezi fel a magyarázó változók

folytonos voltát, így több változós normalitást sem, s amely segítségével választ kaphatunk arra, hogy mitől és miképpen függ a vállalatok fizetéseképtelenségének bekövetkezése. Lehetőség van a kategóriás magyarázó változók szerepeltetésére is. A „stepwise” algoritmus felhasználásával lehetőség nyílik az eredmény bekövetkezését okozó változók (pénzügyi mutatók) minél teljesebb körének szűkítésére, magyarázó változók szelektálására jelentőségük alapján.

Ha egy megfigyeléshez csak egy kimenet tartozik, és mindegyik kimenethez tartozik megfigyelés, az $y_i = 1$ kimenet valószínűsége π_i , illetve az $y_i = 0$ kimenet valószínűsége $1 - \pi_i$, akkor:

$$odds_i = \frac{\pi_i}{1 - \pi_i}$$

Vagyis az $odds_i$ egy adott vállalatra (i -dik megfigyelés) vonatkozóan fizetőképesség és fizetéseképtelenség valószínűségeinek hányadosa. A logisztikus regresszió feltételezése szerint az *odds természetes alapú logaritmus* — vagy másféleképpen a fizetőképesség valószínűségének *logitja* — a magyarázó változók lineáris függvénye (HAJDU, 2001):

$$\ln(odds_i) = \text{logit}(\pi_i) = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} \quad \text{illetve} \quad odds_i = \exp\left(\beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij}\right)$$

ahol a β_0 egy konstans, a β_j a j -dik magyarázó változó, a logisztikus regresszió koefficiense.

A logisztikus regresszió számos előnnyel rendelkezik más klasszifikációs eljárásokkal (például diszkriminancia analízissel) szemben:

- nem tesz semmilyen megkötést a magyarázó változók eloszlásával kapcsolatban,
- folytonos változókon kívül (ilyenek — legalább is bizonyos intervallumon belül — a pénzügyi mutatók) a logisztikus regressziós modellbe beépíthetők a kategóriás kimenetű változók is,
- a logisztikus regressziós függvény értékei valószínűségeknek tekinthetők,
- az eredmények jól interpretálhatók.

2.3.2. Diszkriminancia analízis

A diszkriminancia analízis alapvetően arra szolgál, hogy különböző csoportok eltérését megmagyarázza valamilyen változók szerint. Természetesen ez a magyarázat nem 100 %-os, bizonyos „téves” besorolásokat is eredményezhet. Az

eljárás eredményeképpen kapott lineáris függvényt (kanonikus diszkriminancia függvény) általános alakja:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n,$$

ahol:

β_0	konstans,
$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$	diszkrimináló koefficiensek.
x_1, x_2, \dots, x_n	független változók.

Ha a függvény értéke a kritikuskál kisebb, a vállalat „fizetéseképtelen” minősítést kap, ha annál nagyobb, akkor „fizetőképessé”.

3. EREDMÉNYEK

3.1. A pénzügyi mutatók előkészítése

A pénzügyi mutatók modellben való felhasználhatósága érdekében ezen alfejezetben leírt számítási módszert dolgoztam ki. A mutatók tulajdonképpen két-, esetleg háromváltozós függvények, bár a változóik nagyon gyakran nem függetlenek egymástól. Így, mint bármilyen más függvénynek, van értékkészletük és értelmezési tartományuk. Némelyik mutató értékkészlete elméletileg $(-\infty; x]$, $[y; +\infty)$ vagy akár $(-\infty; +\infty)$ is lehet, ami szakmailag gyakran nehezen vagy nem értelmezhető. Ezen esetekben a mutatók egyes vállalatokhoz tartozó értékeit több lépésben korrigáltam:

- $-\infty$, vagy az 5. percentiliséknél kisebb értékek esetén az 5. percentilis kerekített értékével helyettesítettem azokat;
- $+\infty$, vagy a 95. percentiliséknél nagyobb értékek esetén a 95. percentilis kerekített értékével helyettesítettem az azt meghaladó értékeket.

Az ily módon korrigált értékeket használtam a modell felépítéséhez. Ennek köszönhetően a korrigált értéktartományon belül a mutatók — néhány kivételtől eltekintve — monoton és folytonos függvényeknek tekinthetők. Néhány mutató azért maradt ki a vizsgálatokból, mert az értékük bizonyos esetekben nem egyértelműen jellemzi a kialakult helyzetet, vagy túl bonyolult feltételrendszer alkalmazása szükséges szoftveres kezelésükhöz. Ilyen például a forgó- és saját tőke aránya, amely a forgóeszközök saját forrásokból való fedezettségét mutatja. A mutató számlálója és nevezője egyaránt lehet negatív, ami veszteségre és/vagy agresszív finanszírozási politikára utal. Az értelmezési nehézségek akkor kezdődnek, amikor mind a számláló, mind a nevező negatív. Ilyenkor a mutató értéke pozitív és nagyon „jó” is kinézhet, s ha nincs más információnk a vállalatról, a mutató alapján meghozott ítéletünk téves lesz.

3.2. Két modell alkalmazásának tapasztalata

A modellek megbízhatóságát empirikus úton vizsgáltam. Megpróbáltam a vállalati mintámban szereplő vállalatokat klasszifikálni a modellek segítségével az előkészített adatok alapján. Az eredmények ellenőrzése és összehasonlítása klasszifikációs tábla segítségével történt.

A Fulmer-féle modell általános alakja^{2, 3}:

$$H = 5,528x_1 + 0,212x_2 + 0,073x_3 + 1,270x_4 - 0,120x_5 + \\ + 2,335x_6 + 0,575x_7 + 1,083x_8 + 0,894x_9 - 3,075$$

ahol:

$$x_1 = \frac{\text{eredménytartalék}}{\text{mérlegfőösszeg}}$$

$$x_2 = \frac{\text{értékesítés nettó árbevétele}}{\text{mérlegfőösszeg}}$$

$$x_3 = \frac{\text{adózás előtti eredmény}}{\text{saját tőke}}$$

$$x_4 = \frac{\text{cash - flow}}{\text{kötelezettségek}}$$

$$x_5 = \frac{\text{hosszú lejáratú kötelezettségek}}{\text{mérlegfőösszeg}}$$

$$x_6 = \frac{\text{rövid lejáratú kötelezettségek}}{\text{mérlegfőösszeg}}$$

$$x_7 = \lg(\text{tárgyi eszközök})$$

$$x_8 = \frac{\text{forgótőke}}{\text{kötelezettségek}}$$

$$x_9 = \lg\left(\frac{\text{adózás előtti eredmény} + \text{kifizetett kamatok}}{\text{kifizetett kamatok}}\right)$$

Ha a H értéke nullánál kisebb, elkerülhetetlen a csőd. A modell megbízhatósága 98 % egy évre szóló előrejelzés esetében, 81 % két évre szóló előrejelzés esetében (FULMER, 1984). A változók tartalma a következő táblázatban látható.

A Springate-féle modell általános alakja:

$$Z = 1,03x_1 + 3,07x_2 + 0,66x_3 + 0,4x_4$$

ahol:

$$x_1 = \frac{\text{működő tőke}}{\text{eszközök összesen}}$$

$$x_2 = \frac{\text{adózás előtti eredmény} + \text{kifizetett kamatok}}{\text{eszközök összesen}}$$

² Az eredeti képlet utolsó konstans tagja nem „- 3,075”, hanem „- 6,075”. A változtatást az x_7 változó számolásánál alkalmazott logaritmus értékének az éves beszámoló ezer forintra kerekített összegekkel történő kitöltése következtében jelentkező torzulása miatt vezettem be.

³ cash - flow = adózott eredmény + értékcsökkenési leírás

$$x_3 = \frac{\text{adózás előtti eredmény}}{\text{rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

$$x_4 = \frac{\text{értékesítés nettó árbevétele}}{\text{eszközök összesen}}$$

Ha a Z mutató értéke 0,862 alá süllyed, a cég minősítése „fizetéseképtelen”. A modell kidolgozásához Springate 40 vállalat adatait használta fel és 92,5 %-os megbízhatóságot ért el.

2. táblázat. A külföldi modellek 1 éven belüli előrejelzési megbízhatósága magyar mezőgazdasági vállalatok esetében

		Fulmer			Springate		
		Előrejelzett ÁLLAPOT		Találati arány %	Előrejelzett ÁLLAPOT		Találati arány %
		0	1		0	1	
Valóságos	0	48	25	65,7	58	15	79,5
ÁLLAPOT	1	25	48	65,7	44	29	39,7
Egész minta:		65,7			59,6		

0 = fizetéseképtelen

1 = fizetőképes

A modellek koefficienseit újraterítettem diszkriminancia analízis és logisztikus regresszió segítségével, az összes változó egyidejű beléptetésével (Enter). Néhány pénzügyi mutatónál az újraterítelt modellekben megváltozott a koefficiens előjele. Tehát az ilyen mutatók hatása a magyar mezőgazdasági vállalatok fizetőképességének a megítélésében ellenkező irányú a nyugati vállalatokhoz képest. Például a rövid lejáratú kötelezettségek aránya — x_6 a Fulmer-féle modellben. A rövid lejáratú idegen tőke bevonása leggyorsabb és legolcsóbb módja annak, hogy javítsuk a saját tőke jövedelmezőségét. Azonban a magyar mezőgazdasági vállalatok esetében a saját tőke hozama kisebb az idegen tőke hozamánál, ellentétben más ágazatokkal vagy más országok mezőgazdaságával. Így az agresszív finanszírozási stratégia a magyar mezőgazdaságban általában csak likviditási kockázat növekedéséhez vezet és a hitelképesség romlásához. A két modell változóin elvégzett stepwise algoritmus mindkét statisztikai módszer esetében a változók jelentős részének kizárásához és illeszkedés javulásához vezetett. Mindez megerősítette azon feltételezésem, hogy lehet és kell is új modellt vagy modelleket fejleszteni.

3.3. Új és újszerű eredmények

Ebben az alfejezetben az általam kifejlesztett fizetéseképtelenség-előrejelzési modelleket és alkalmazásuk eredményeit ismertetem.

3.3.1. Logit-modellek

A logisztikus regressziós modell kialakítása több próbafuttatást igényelt. Miután megvizsgáltam az egyik előzetes modell találatok eloszlását, feltűnt, hogy nagyobb vállalatok esetében jobb volt az illeszkedés. Ily módon két kisebb almintát alakítottam ki az eredeti mintán belül:

1. egymillió forintnál nem nagyobb jegyzett tőkéjű vállalatok, összesen 49,
2. egymillió forintnál nagyobb jegyzett tőkéjű vállalatok, összesen 97.

Az általam választott csoportosítás mellett a következő érvek szólnak:

- a vállalat bevétele vagy vagyona szerinti megítélését torzíthatja a csőd közelsége,
- a jegyzett tőke változásai közvetlenül nem függenek a vállalat gazdasági tevékenységétől,
- a jegyzettőke általában hosszabb időn belül tekinthető állandónak, mint a vagyon vagy a bevétel.

Egymilliónál nem nagyobb jegyzett tőkéjű vállalatok fizetéseképtelenség-előrejelzési logit-modellje (Logit 1M)

A modellt logisztikus regresszióval, likelihood arány alapú forward stepwise algoritmussal alakítottam ki. A modell felépítése:

$$\pi = \frac{odds}{1 + odds}$$

ahol π annak a valószínűsége, hogy a vizsgált vállalat egy éven belül fizetőképessé marad,

$$\ln(odds) = 1,950x_1 + 3,322x_2 - 0,874x_3 - 0,698$$

$$x_1 = \frac{\text{pénzeszközök}}{\text{rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

$$x_2 = \frac{\text{készletek}}{\text{forgóeszközök} - \text{rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

$$x_3 = \frac{\text{készletek}}{\text{értékesítés nettó árbevétele}}$$

Ha π nem nagyobb, mint 0,5 (*cut value* = 0,5) vagy $\ln(odds)$ értéke nem pozitív, a vizsgált vállalat egy éven belül fizetéseképtelenné válik.

A modell találati aránya (3. táblázat) jobb, mint a megvizsgált két modellé és a diszkriminancia analízissel kialakított modellé (lásd később).

3. táblázat. Az Logit 1M logit-modell klasszifikációs táblája

cut value = 0,5		Előrejelzett ÁLLAPOT		Találati arány %
		0	1	
Valóságos ÁLLAPOT	0	24	2	92,3
	1	9	14	60,9
Egész minta:		77,6		

A mutatók be- és kiléptetési feltételek enyhítésével — *entry probability* = 0,15 és *removal probability* = 0,2 — megpróbáltam javítani a modell illeszkedésén az által, hogy újabb mutatókat vontam be, de a javulás mértéke a vártnál kisebb volt. A modellt nem tudtam kontroll mintán ellenőrizni, ezért a javított változatok gyakorlati alkalmazása további ellenőrzés nélkül nem javasolt, mivel a változó-szelektálási feltételek enyhítésével kevésbé szignifikáns mutatók is bekeverülhetnek, s a modell illeszkedése mintafüggővé válik.

Egymilliónál nagyobb jegyzett tőkéjű vállalatok fizetéseképtelenség-előrejelzési logit-modellje (Logit 1M+)

A modell felépítése:

$$\pi = \frac{odds}{1 + odds}$$

ahol a π annak a valószínűsége, hogy a vizsgált vállalat egy éven belül fizetőképessé marad,

$$\ln(odds) = 4,649x_1 + 8,917x_2 - 0,335x_3 - 14,71x_4 + 17,371x_5 - 0,826x_6$$

$$x_1 = \frac{\text{immateriális javak}}{\text{befektetett eszközök}}$$

$$x_2 = \frac{\text{saját tőke}}{\text{források összesen}}$$

$$x_3 = \frac{\text{saját tőke}}{\text{jegyzett tőke}}$$

$$x_4 = \frac{\text{adózott eredmény} + \text{értékcsökkenési leírás}}{\text{kötelezettségek}}$$

$$x_5 = \frac{\text{adózott eredmény} + \text{értékcsökkenési leírás}}{\text{rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

$$x_6 = \frac{\text{készletek}}{\text{értékesítés nettó árbevétele}}$$

Ha π nem nagyobb, mint 0,5 (*cut value* = 0,5) vagy $\ln(odds)$ értéke nem pozitív, a vizsgált vállalat egy éven belül fizetőképessé marad.

A modell találati aránya (4. táblázat) jobb, mint az előző modell esetében. A fizetéseképtelen vállalatok felismerése nem pontosabb, viszont a fizetőképessé vállalatok helyes besorolása több mint 30 százalékkal jobb. Ebből feltételezhető, hogy a „rendben működő” kis vállalatok között sok a „csődgyanús”.

4. táblázat. Az Logit 1M+ logit-modell klasszifikációs táblája

cut value = 0,5		Előrejelzett ÁLLAPOT		Találati arány %
		0	1	
Valóságos ÁLLAPOT	0	42	5	89,4
	1	3	47	94,0
Egész minta:		91,8		

Cut Value választása

Egyes szerzők szerint a *cut value* értékét úgy kell választani, hogy legjobb legyen a logit-modell illeszkedése. Úgy vélem ez szűkíti az alkalmazási lehetőségek körét azáltal, hogy csak „igen – nem” (fizet – nem fizet) jellegű választ adhatnak a modellek, továbbá „mintafüggővé” teszi azokat. Így, kevésbé használhatók, például, a rating rendszerekben. Véleményem szerint a *cut value* értékét nem az adott mintán mért illeszkedéstől függően kell választani, hanem a modell felhasználási céljának és körülményeinek megfelelően. Ezen felfogás lényege, hogy a *cut value* az adott esetben elviselhető kockázatot jelenti.

A *cut value* kritikus kockázati szintet jelent, tehát felfoghatjuk közömbösségi pontnak, ahol a várható nyereség és az esetleges veszteség egyenértékű. Több tényezőtől is függhet, például a döntéshozó kockázattvállalási készségétől, a kamatlábtól. A racionalitás elve szerint a befektetési döntés alapvető kritériuma

$$\text{outputok (hozamok) értéke} > \text{inputok (ráfordítások) értéke} .$$

Kockázatos körülmények között az outputok és inputok várható értékét kell használni:

$$\text{outputok (hozamok) várható értéke} > \text{inputok (ráfordítások) várható értéke} .$$

Ebből kiindulva a *cut value* értéke az a π valószínűség, amely mellett teljesül a következő feltétel:

$$H \times (k - c) \pi = H \times (1 + k) \times (1 - \pi) .$$

ahol H a hitel összege,
 k a hitel kamata (% vagy tizedes tört),
 c forrásköltség (% vagy tizedes tört),
 π a hitel szerződés szerinti visszafizetésének valószínűsége.

Átrendezve:

$$\frac{\pi}{1 - \pi} = \frac{1 + k}{k - c}$$

$$\pi = \frac{1+k}{1+2k-c} = \text{cut value} .$$

Az utolsó egyenlet megadja a kritikus kockázati szintet ismert kamatláb és forrásköltség alapján. Ha az ismert a vállalható kockázat szintje (hitelezési stratégia, döntéshozó kockázatvállalási hajlandósága stb.), akkor a leírt összefüggéseket felhasználva ismert forrásköltség mellett megállapítható a minimális kamatláb:

$$k = \frac{\pi(c-1)+1}{2\pi-1}$$

3.3.2. Diszkriminancia analízissel kialakított fizetéseképtelenség-előrejelzési modellek

Egymillió forintnál nem nagyobb jegyzett tőkéjű mintán kialakított modell (DAN 1M)

A modell általános alakja: $Z = 0,710x_1 + 1,034x_2 - 0,412$

ahol:

$$x_1 = \frac{\text{pénzeszközök}}{\text{rövid lejáratú kötelezettségek}} \quad x_2 = \frac{\text{készletek}}{\text{forgóeszközök} - \text{rövid lejáratú kötelezettségek}}$$

Ha a Z értéke nem pozitív, a vizsgált vállalat egy éven belül fizetéseképtelenné válik. A modell illeszkedését a következő táblázat mutatja be.

5. táblázat.
DAN 1M modell illeszkedése

		Találati arány %
ÁLLAPOT	0	92,3
	1	52,2
Egész minta		73,5
leave-one-out		73,5

A modell eredeti találati aránya azonos a leave-one-out módszerrel számolt találati arányával, azonban a modell inkább a fizetéseképtelen vállalatokat ismeri fel (5. táblázat). A fizetéseképtelenség felismerése alig nagyobb a véletlenszerűnél. A modell csupán két mutatószámot használ, ezért megpróbáltam újabb változókat bevonni a beléptetési (Entry) és kiléptetési (Removal) kritériumok enyhítésével. Azonban a modell működését nem tudtam a kontroll mintán ellen-

őrizni, továbbá az illeszkedési aszimmetria miatt az alkalmazásának eredményei csak jelzésértékűnek lehet tekinteni. Ennek értelmében a logit-modellekkel való összehasonlítási vizsgálatok során a DAN 1M modell eredeti változatát használtam, s a többi változatot csak az értekezésemben ismertetem.

A modell illeszkedése rosszabb, mint az ugyan erre az almintára kialakított logit-modellé (Logit 1M).

Egymillió forintnál nagyobb jegyzett tőkéjű mintán kialakított modell (DAN 1M+)

$$Z = 0,425x_1 + 0,958x_2 + 3,25x_3 - 0,211x_4 - 0,237$$

ahol:

$$x_1 = \frac{\text{saját tőke}}{\text{kötelezettségek}}$$

$$x_2 = \frac{\text{adózott eredmény}}{\text{eszközök összesen}}$$

$$x_3 = \frac{\text{adózott eredmény} + \text{értékcsökkenési leírás}}{\text{saját tőke}}$$

$$x_4 = \frac{\text{készletek}}{\text{értékesítés nettó árbevétele}}$$

Ha a Z értéke nem pozitív, a vizsgált vállalat egy éven belül fizetéseképtelenné válik.

6. táblázat. A diszkriminancia analízissel kialakított modell klasszifikációs táblája

		Eredeti			Leave-one-out		
		Előrejelzett ÁLLAPOT		Találati arány %	Előrejelzett ÁLLAPOT		Találati arány %
		0	1		0	1	
Valóságos ÁLLAPOT	0	42	5	89,4	41	6	87,2
	1	11	39	78	11	39	78
Egész minta:		83,5			82,5		

A modell jobb illeszkedést mutat, mint a megvizsgált külföldi modellek, de rosszabbat, mint az ugyanezen az almintán kialakított logit-modell. A találati aránya (6. táblázat) jobb, mint a hasonló — de nem mezőgazdasági vállalatokra fejlesztett modellekről beszámoló — hazai és külföldi tanulmányokban közölt megbízhatóság (VIRÁG 1996, HERRITY 1999, HEINE 2000).

3.3.3. Kontroll

A kontroll minta az egy millió forint és nagyobb jegyzett tőkéjű vállalatokból állt. Így csak diszkriminancia analízissel kialakított (DAN) és a Logit 1M+ modelleket tesztelhettem. Mindkét modell egyformán ismeri fel a **fizetéseképtelen** vállaltokat mind az 1999. évi, mind a kontroll mintában (7. táblázat). A logit modell mindkét mintában jobban és közel egyformán ismeri fel a **fizetőképes**

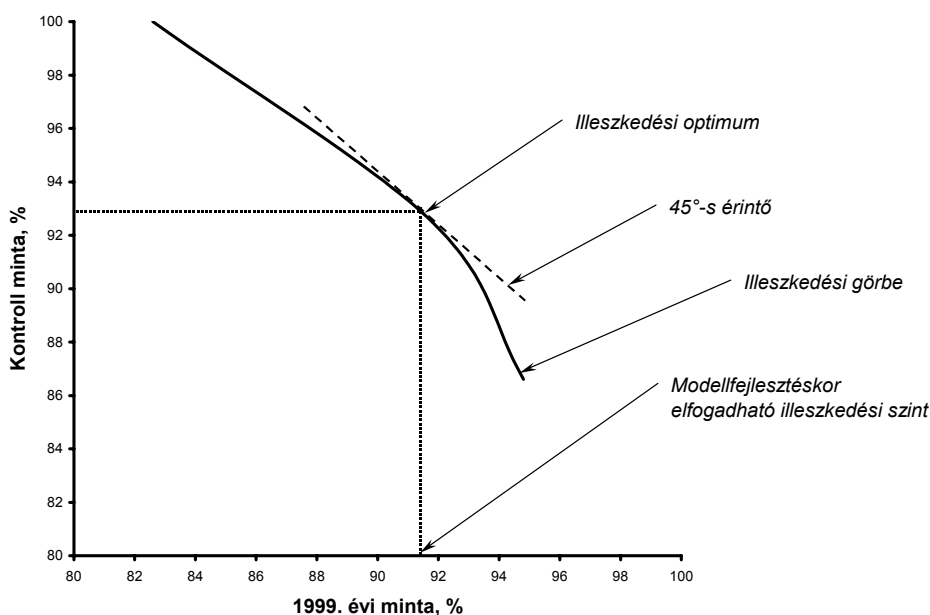
vállalatokat. Tehát, a logit-modell illeszkedése gyakorlatilag azonos a két minta esetében. A DAN 1M+ modell illeszkedése a kontroll mintára jobb, mint az 1999. évre, a fizetőképes vállalatok jobb felismerése következtében.

7. táblázat. A modellek illeszkedésének összehasonlítása

		DAN 1M	DAN 1M+		Logit 1M*	Logit 1M+*	
		1999	1999	2000**	1999	1999	2000*
ÁLLAPOT	0	92,3	89,4	89,5	92,3	89,4	89,5
	1	52,3	78,0	87,5	60,9	94,0	93,8
Egész minta:		73,5	83,5	88,1	77,6	91,8	92,5

* cut value = 0,5 ** kontroll minta

Az egész kontroll mintán mért találati aránya is jobb, de összességében mind a két minta esetében rosszabb, mint a logit-modellé. Az egymillió forintnál nem nagyobb jegyzett tőkéjű vállalatok mintáján diszkriminancia analízissel kialakított modell illeszkedése is rosszabb, mint az ugyan azon a mintán kialakított logit modell.



1. ábra. A logit-modell optimális illeszkedési szintje

A logit-modell kialakításánál az újabb változók modellbe való bevonásával javítani tudtam a modell 1999. évi mintára való illeszkedését 95 % fölé. Azonban a kontroll mintára való illeszkedés ilyenkor romlott. Ugyanezt tapasztaltam, ha a

kontroll mintán alakítottam ki modellt, s az 1999. évi mintán teszteltem: az így kialakított modell illeszkedése akár 100 % is lehetett, de az 1999. évi mintán történő ellenőrzéskor alig volt több 82-nél. Ezen összefüggéseket koordináta-rendszerben rögzítve (1. ábra) meghatározható az optimális illeszkedési szint. Az általam illeszkedési görbének nevezett vonal a modellek kifejlesztéséhez és az ellenőrzéshez használt mintákon számolt találati arányok közötti kapcsolatot ábrázolja. A Logit 1M+ modell megközelíti az előbbi ábrán látható eljárással meghatározott optimális illeszkedési szintet.

3.3.4. A kiválasztott pénzügyi mutatók

8. táblázat. A kialakított modellek által választott pénzügyi mutatók

Változó	Számítása	Kategória	DAN 1M		DAN 1M+		Logit 1M		Logit 1M+	
			Stand. koeff.	Font. sorrend	Stand. koeff.	Font. sorrend	Stand. koeff.	Font. sorrend	Stand. koeff.	Font. sorrend
var5	$\frac{\text{immateriális javak}}{\text{befektetett eszközök}}$	V							0,485	5.
var10	$\frac{\text{saját tőke}}{\text{források összesen}}$	T							5,575	3.
var16	$\frac{\text{saját tőke}}{\text{jegyzett tőke}}$	T							-0,365	6.
var18	$\frac{\text{saját tőke}}{\text{kötelezettségek}}$	T			0,676	1.				
var23	$\frac{\text{pénzeszközök}}{\text{rövid lejáratú kötelezettségek}}$	L	0,725	1.			2,130	2.		
var25	$\frac{\text{készletek}}{\text{forgóeszközök} - \text{rövid lejáratú kötelezettségek}}$	L	0,704	2.			2,407	1.		
var28	$\frac{\text{adózott eredmény}}{\text{eszközök összesen}}$	J			0,481	3.				
var36	$\frac{\text{adózott eredmény} + \text{értéksökkenési leírás}}{\text{saját tőke}}$	J			0,524	2.				
var37	$\frac{\text{adózott eredmény} + \text{értéksökkenési leírás}}{\text{kötelezettségek}}$	J							-8,364	2.
var39	$\frac{\text{adózott eredmény} + \text{értéksökkenési leírás}}{\text{rövid lejáratú kötelezettségek}}$	J (L)							11,928	1.
var45	$\frac{\text{készletek}}{\text{értékesítés nettó árbevétele}}$	H			-0,333	4.	-1,516	3.	-0,817	4.

V = vagyönsszetétel

T = tőkeösszetétel

L = likviditás

J = jövedelmezőség

H = hatékonyság

F = fedezet

A 8. táblázat összefoglalja a négy modellt —DAN 1M, DAN 1M+, Logit 1M és Logit 1M+ logit — által kiválasztott pénzügyi mutatókat és a standardizált mutatókon szerkesztett modellek koefficiensei (Stand. koeff.) alapján felállított fontossági sorrendjüket. A többváltozós modelleken belül a változók kölcsönhatásai is érvényesülnek, a modellben szereplő mutatók a fizetőképesség megítélését és nem a fizetőképességet befolyásolják. Azaz csak tükrözik a helyzetet, de nem magyarázzák meg. Az ok-okozati kapcsolatból az okozatot reprezentálják, így az okok feltárása a kialakult helyzet elemzésével lehetséges, amelyhez gyakran további — ezen értekezés célját nem képező — vizsgálatok szükségesek.

Az egymillió forintnál nem nagyobb jegyzett tőkéjű vállalatok esetében a két statisztikai módszer ugyanazokat a mutatószámokat — *var23* és *var25* — választotta be a modellekbe. Tehát, a kis mezőgazdasági vállalatok fizetőképességének megítélése szempontjából a likviditási mutatók a legfontosabbak. A *var23* és a *var25* mutató — *készpénz likviditás* illetve *forgótőke lekötése* — koefficiensének pozitív előjele a rövid lejáratú követelések magas arányára utal. A Logit 1M modell harmadik változója, a *var45* jelzésű mutató — *készletek forgása* — megjelenik a DAN 1M egyik változatában, továbbá a nagyobb vállalatok fizetéseképtelenség-előrejelzési modelljeiben is, egységesen negatív előjelű koefficienssel. A mutató értékének növekedését a következők okozhatják:

- értékesítési problémák: a vállalat nem jut elegendő bevitelhez kedvezőtlen felvásárlási árak miatt és túl nagy készleteket képez;
- a vállalat nem állít elő elegendő mennyiségű **értékesíthető** készterméket.

A DAN 1M modellben szereplő mutatók modellen belüli megítélése megfelel az általános elvárásoknak, ezzel szemben a Logit 1M+ változói némi magyarázatot igényelnek. A *var37* jelzésű (*idegen tőke arányos cash-flow*) jövedelmezőségi mutató koefficiensének negatív előjele a rövid lejáratú kötelezettségek magas arányának következménye, ugyanis a modellben szereplő következő mutató — *var39* — pozitív hatású, a számlálója ugyanaz, s a nevezőjében csak rövid lejáratú kötelezettségek vannak. A két mutató közvetetten a saját tőke alacsony jövedelmezőségére is utal. A *var10* (*saját tőke aránya*) nagy koefficiense a standardizált modellben a mezőgazdasági vállalatok tőkeellátottságának fontosságát hangsúlyozza. A Logit 1M+ modellben szerepel az *immateriális javak aránya* (*var5*), amely utal a menedzsment hozzáértésére, a vállalat üzletviteli politikájára, sikerességére, hiszen a számlálója a következőket tartalmazza: vagyon értékű jogok, vállalatérték (goodwill), szellemi termékek (szabadalom, know-how), kísérleti fejlesztések és alapítás és átszervezés aktivált értéke. A legkevésbé jelentős, *var16* jelzésű mutató koefficiensének negatív előjele a mutatók közötti latens összefüggésekkel magyarázható, mivel a mutató értékeinek eloszlásából az nem derült ki egyértelműen. A kontroll mintán ellenőrzött illeszkedésre nem volt hatással a mutató kivonása a modellből.

4. KÖVETKEZTETÉSEK ÉS JAVASLATOK

Az elvégzett vizsgálatok eredményei alapján meg állapítottam, hogy a magyar mezőgazdasági vállalatok fizetéseképtelensége az éves beszámoló és az egyszerűsített éves beszámoló mérlegéből és eredménykimutatásából nyert adatok alapján többváltozós statisztikai módszerekkel előrejelezhető. Az előrejelzés megbízhatósága nem rosszabb, mint más országok, ágazatok vállalatai részére fejlesztett modellek esetében. A vizsgálati eredményeim alátámasztják a diszkriminancia analízis és a logisztikus regresszió segítségével kialakított előrejelzési modellek létjogosultságát, mivel a mezőgazdasági vállalatok pénzügyi kockázat szerinti minősítésének jó megbízhatóságán túl a modellek további előnye a több jelentős tényező egyidejű figyelembe vétele és a tényezők közötti kölcsönhatások érvényesítése. A logit-modellek alkalmazása a finanszírozási döntések körülményeit bizonytalanból kockázatosszá alakítja át. Ezáltal a mezőgazdasági vállalatok finanszírozása tervezhetőbbé válik.

Megvizsgáltam két külföldi csődelőrejelzési modellt. A megbízhatóságuk messze elmarad az eredeti gazdasági környezetükben mért értékektől. Véleményem szerint ennek több oka is lehet.

1. Eredetileg az értékek amerikai illetve kanadai dollárban voltak rögzítve. Egyszerű arányszámoknál ez még nem jelenthet gondot, de logaritmus-számításnál igen. A dollárra való átszámítás sem küszöböli ki a problémát teljes mértékben.
2. A magyar számviteli rendszer szerint készült mérlegben és eredménykimutatásban az értékek ezer forintban vannak megadva, így korrigálni kellett a logaritmus-számítást, ha argumentumként nem arányszám szerepelt, hanem pénzösszeg. Ennek következtében a nulla és egyezer forint közötti értékek esetén megszűnik a mutató folytonossága, ami torzíthatja a diszkriminancia analízissel kialakított modellek eredményeit.
3. Magyar mezőgazdasági viszonyok eltérnek az amerikai, illetve kanadai gazdasági viszonyoktól.
4. Főleg kisebb hazai mezőgazdasági vállalatok esetében a gazdasági nehézségek miatti szabályozási intézkedések szociális jelleget is felvehetnek, ami torzíthatja a piaci körülményeket.

Az eredmények alapján nem javaslom a külföldi modellek alkalmazását változatlan formában. A modellek koefficienseinek újraiterálása némi javulást hozott, de sokkal hatásosabb volt a modellekbe bevont változók körének a felülvizsgálata stepwise algoritmussal. Kiderült, hogy néhány pénzügyi mutató értelmezése, hatása a fizetőképességre a magyar mezőgazdasági vállalatok esetében ellentétes az amerikai, illetve kanadai vállalatoknál tapasztalttal. Továbbá, a magyar

mezőgazdaság tőkeellátottsági és tőkejövödelmezőségi sajátosságai miatt több mutató értelmezése speciális megközelítést igényel. Mindez a saját modell kifejlesztését indokolta.

A mérlegek és eredménykimutatások feldolgozása során sok kiugró és értelmezhetetlen, a felhasznált programok által kezelhetetlen értéket kaptam. A két külföldi modell ellenőrzésének és a saját modelljeim kifejlesztésének első lépéseként kialakítottam a pénzügyi mutatók kiszámításának szoftveresen megvalósítható szabályrendszerét, amely segítségével a mutatók eredeti értékei a végeredmény szempontjából minél kisebb torzításokkal statisztikai szoftverek által kezelhetővé tehetők. A kialakított feltételrendszer mintájára kialakíthatók további számítási szabályok újabb változók bevezetésére, ily módon alkalmazható más modellek kifejlesztéséhez.

A saját modelljeim kialakítása során a következő megállapításokat tettem:

- a logisztikus regresszió rugalmasabb és pontosabb módszernek bizonyul a diszkriminancia analízissel szemben;
- a logisztikus regresszió kevésbé érzékeny az adatok milyenségére, így a modellbe kategóriás változók is bevonhatók, s ezáltal nem pénzügyi vagy egyéb nem számszerűsíthető tényezők is figyelembe vehetők;
- a logit-modell eredménye egyben a fizetőképesség valószínűsége is, így szélesebb körben alkalmazható;
- az általam optimális illeszkedési szintnek nevezett megbízhatósági szinten túl a mezőgazdaság fuzzy jellege miatt a modellek mintafüggővé válnak, a kontroll mintán számolt illeszkedésük romlik;
- az egymillió forintnál nagyobb jegyzett tőkéjű mezőgazdasági vállalatok esetében a logit-modell optimális illeszkedése 91–93 %.

A felsoroltak értelmében gyakorlati alkalmazáshoz a logit-modelleket, s azok közül inkább a **Logit 1M+** modellt javaslom, mivel csak a nagyobb vállalatok modelljeit tudtam kontroll mintán ellenőrizni. A Logit 1M modell alkalmazása csak jelzésértékű lehet és további vizsgálatokat igényel.

A modell hasznosítása a vállalatirányításban és a kereskedelmi banki vagy befektetői környezetben némileg különbözik:

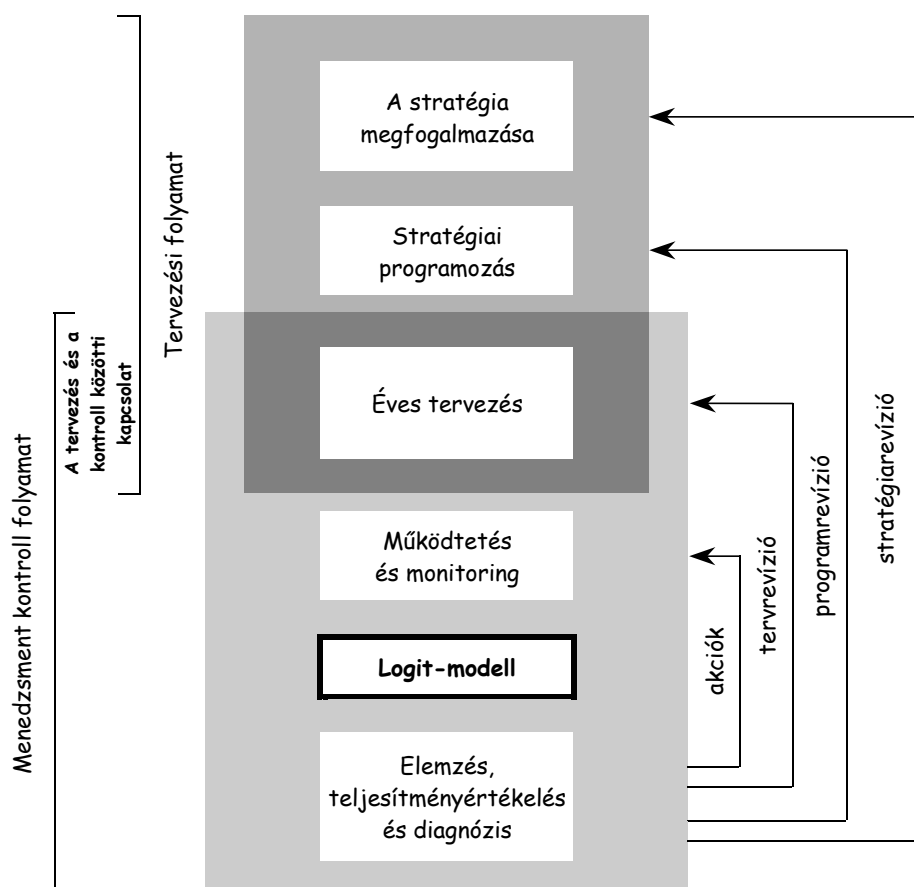
Vállalatirányítás

- Early Warning System
- Döntéstámogató eszköz
- Menedzsment információs rendszer része
- Szimulációs rendszer része
- Partner-minősítés (limitek, fizetési feltételek)

Befektetői környezet:

- a meglévő ügyfelek évenkénti és éven belüli (gyors) újraminősítésében mint előminősítő eszköz,
- a hitelkondíciók megállapítása,
- a pontozásos rendszerek kialakítása és ellenőrzése,
- csődfüggvény a már működő adósminősítési rendszerekben.

Több évközi mérleg és eredménykimutatás készítésével dinamikussá és biztonságosabbá tehető az előrejelzés. A mezőgazdasági vállalatok pénzforgalma jellegzetesen ciklikusan változik, ezzel együtt változik a fizetőképesség is, így módon a modell évközi mérlegek alapján számolt értékei segítségével a szokásosnál nagyobb (negatív) változások hamarabb ismerhetők fel. A logit-modell helyét az integrált kontroll rendszerekben a 2. ábra szemlélteti.



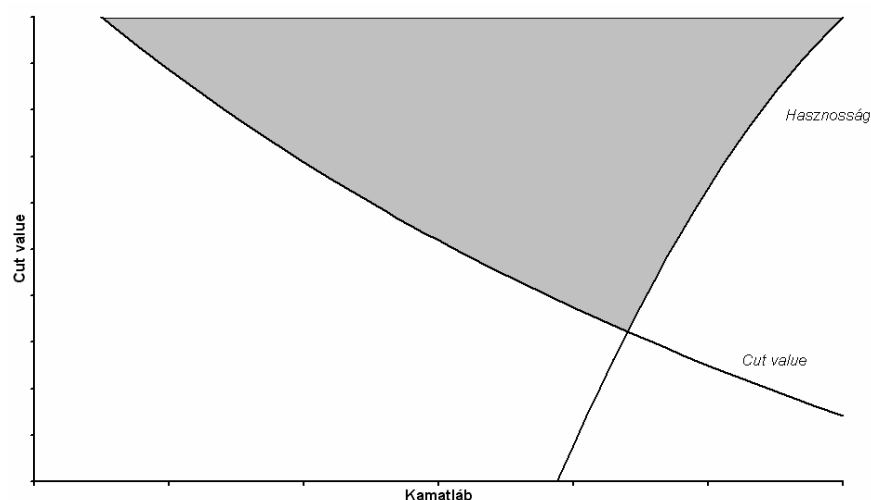
2. ábra. A logit-modell helye a tervezési és menedzsment kontroll folyamatok integrált rendszerében

SZÉKELY (2000) alapján

További kutatások célja lehet azon tartományok a meghatározása, amelyeken belül a mezőgazdasági vállalatok pénzügyi és egyéb jellemzőinek gazdasági éven belüli változásai a fizetőképesség szempontjából még megengedettek. A fizetéseképtelenség-előrejelzési modell hasznos eszköze lehet egy ilyen kutatásnak. Ha nem modellfejlesztés a cél, a logisztikus regresszió segítségével feltárhatjuk az adott mintára — vállalatok csoportjára — jellemző mutatók közötti latens összefüggéseket. Ehhez különböző mutatókat léptetünk be a modellbe

Enter módszerrel vagy a szelektálási feltételek enyhítésével kiindulási alapot teremtve a további vizsgálatoknak.

A **hitelkondíciók** kockázat szerinti megállapítását és ellenőrzését leegyszerűsítve a 3. ábra mutatja be, feltételezve, hogy a hitel összege az adott hitellimit alatt marad. A hasznossági függvény a bank kockázatvállalási és finanszírozás stratégiáját szemlélteti. A hitelnyújtás a két görbe által zárt — az ábrán szürke — terület által jelzett kondíciókkal lehetséges.



3. ábra. A hitelkondíciók megállapítása a logit-modell és a hasznossági függvény segítségével

Az általam kifejlesztett modellek illeszkedéséből és találatok eloszlásából a következő megállapításokat tettem:

- a kisebb vállalatok fizetőképességének megítéléséhez viszonylag kevés — kettő, illetve három — mutatót választottak be a modellek;
- az egymillió forintnál nem nagyobb jegyzett tőkéjű vállalatok fizetéseképtelenségének illetve fizetőképességének előrejelzése pontatlanabb, mint a nagyobb vállalatoké;
- mind a két statisztikai módszerrel kifejlesztett modell a kisebb vállalatok almintájában sokkal jobban ismerte fel a fizetéseképteleneket, mint a fizetőképeseket.

A felsoroltakból arra következtettem, hogy:

- a kisebb vállalatok fizetőképességének biztonságosabb megítéléséhez további — nem pénzügyi (személyi háttér, termelési struktúra stb.) — tényező figyelembe vételére van szükség.
- különböző vállalati méretek szerinti modellek fejlesztése szükséges;

- valószínűleg sokkal több kisebb vállalatok működik a csőd szélén, mint amennyi ellen indult felszámolási vagy csődeljárás, a fennmaradásuk „nem piaci” eszközök alkalmazásával magyarázható;

Mind az újraterített külföldi modellekben, mind az általam kifejlesztett modellekben a változók — mutatók — koefficienseinek értelmezése visszavezethető a magyar mezőgazdaság sajátosságaira: kedvezőtlen tőkeellátottság és tőkeösszetétel, kedvezőtlen tőkejövedelmezőség, nem áruként értékesített hozamok magas aránya.

A logisztikus regresszióval kialakított fizetéseképtelenség-előrejelzési modellt tehát nem feltétlenül hitelfelvételkor illetve hitelnyújtáskor lehet alkalmazni. Hasonló információra szüksége lehet a vezetésnek stratégia kialakításánál, a tulajdonosoknak, a potenciális vásárlónak az egész vállalat vagy üzletrész eladásánál stb. Továbbá, a modell a kutatások eszközként is hasznosítható, alkalmazásának eredményei újabb vizsgálatok kiindulási alapjai lehetnek.

5. PUBLIKÁCIÓK

Tudományos cikkek magyar nyelven:

1. **Arutyunjan Alex:** Csődelőrejelzési modellek alkalmazása magyar mezőgazdasági vállalatoknál. *Gazdálkodás*. 2002/5, ISSN 0046-5518

Tudományos cikkek idegen nyelven:

2. **Арутюнян А. Б. :** Опыт применения моделей Фулмера и Спрингейта в оценке венгерских предприятий сельского хозяйства. *Аудит и финансовый анализ*, 2002'02. Москва. 200-204 pp. ISSN 0236-2988
3. **Arutyunjan Alex:** Experience of Application of Fulmer's And Sringate's Models in The Evaluation of The Hungarian Agricultural Enterprises, *Audit and Financial Analysis*, 2002'02. Moscow. 184-188 pp. ISSN 0236-2988
4. **Arutyunjan, A.:** Prediction of The Hungarian Agricultural Enterprises' Solvency. *Bulletin USAMV-CN*, 57/2002, Cluj-Napoca, Romania. 340-348 pp. ISSN 1454-2382

Konferencia kiadványok magyar nyelven:

5. **Arutyunjan Alex:** Az Iparbankház Rt. konszolidációjának rövid áttekintése és értékelése. Pannon Agrártudományi Egyetem, III. Ifjúsági Tudományos Fórum, előadás. Keszthely, 1997. március 19. 240-245 pp

6. Kovács Attila — **Arutyunjan Alex**: Döntéstámogató rendszer állattenyésztési kisvállalatok részére. Vállalati környezet és alkalmazkodás az élelmiszertermelésben c. konferencia, poszter. Gödöllő, 1997. október 9-10.
7. **Arutyunjan Alex**: ICQ alkalmazási lehetőségei. Vállalati környezet és alkalmazkodás az élelmiszertermelésben c. konferencia, poszter. Gödöllő, 1997. október 9-10.
8. Szalay Gábor — **Arutyunjan Alex** — Kovács Attila: Malomipari tulajdonosi és vezetői rendszer – a MALINFO. Pannon Agrártudományi Egyetem, V. Ifjúsági Tudományos Fórum, előadás, Keszthely, 1999. március 11. 330-334 pp
9. **Arutyunjan Alex** — Szalay Gábor: A német és az amerikai jelzáloghitelezési modell összehasonlítása Pannon Agrártudományi Egyetem, V. Ifjúsági Tudományos Fórum, előadás. Keszthely, 1999. március 11. 340-344 pp
10. **Arutyunjan Alex** — Dr. Kovács Árpád Endre — Szalay Zsigmond Gábor: Bankkártya forgalom optimalizálása Debreceni Agrártudományi Egyetem, Agrárinformatika '99, Konferencia, 1999. augusztus 26. 87-91 pp. ISBN 963 7177 94 9
11. Dr. Kovács Árpád Endre — Szalay Zsigmond Gábor — **Arutyunjan Alex**: Kis és középvállalatok információs rendszerének fejlesztése Debreceni Agrártudományi Egyetem, Agrárinformatika '99, Konferencia, 1999. augusztus 26. 270-277 pp. ISBN 963 7177 94 9
12. Szalay Zsigmond Gábor — Györök Balázs — **Arutyunjan Alex**: Tulajdonosi és Vezetői Információs Rendszer fejlesztésének tapasztalatai egy malomipari vállalt példáján keresztül Debreceni Agrártudományi Egyetem, Agrárinformatika '99, Konferencia, 1999. augusztus 26. 307-312 pp. ISBN 963 7177 94 9
13. **Arutyunjan Alex**: BCG mátrix felhasználhatósága az értékteremtő folyamatokban Előadás, Veszprémi Egyetem, VII. Ifjúsági Tudományos Fórum, Keszthely, 2001. március 29. Kiadvány: CD, Közgazdaságtan–Agrárgazdaságtan szekció, 5 p.
14. Tervei Viktória — **Arutyunjan Alex**: A mezőgazdasági biztosítás helyzete Magyarországon Előadás, Veszprémi Egyetem, VII. Ifjúsági Tudományos Fórum, Keszthely, 2001. március 29. Kiadvány: CD, Közgazdaságtan–Agrárgazdaságtan szekció, 5 p.

Konferencia kiadványok idegen nyelven:

15. **Alex Arutyunjan** — Balázs Gyenge — Gábor Zsigmond Szalay: Possibilities of Land-Based Mortgage Loans in Agricultural Financing. 2nd International Conference Of PhD Students, University of Miskolc, Hungary, 8-14

August 1999, poster 315-318 pp.

ISBN 963 661 374 5 ö ISBN 963 661 377 x

16. Gábor Zsigmond Szalay — Balázs Györök — **Alex Arutyunjan**: Virtual Decisions at Virtual Companies - Simulation Games 2nd International Conference Of PhD Students, University of Miskolc, Hungary, 8-14 August 1999. 269-274 pp. ISBN 963 661 374 5 ö ISBN 963 661 377 x
17. Balázs Gyenge — **Alex Arutyunjan** — Balázs Györök: Model Development for Simulation Games 2nd International Conference Of PhD Students, University of Miskolc, Hungary, 8-14 August 1999. 91-96 pp. ISBN 963 661 374 5 ö ISBN 963 661 377 x
18. **Alex Arutyunjan**: Review of Two Insolvency Prediction Models Szent István University, 1st International Conference For Young Researchers, Gödöllő, Hungary, 4-5. September, 2001. 23-25 pp. ISBN: 963 9256 50 1
19. **Alex Arutyunjan**: Possibilities of The Application of BCG-matrix in Agricultural Planning Szent István University, 1st International Conference For Young Researchers, Gödöllő, Hungary, 4-5. September, 2001. 18-22 pp. ISBN 963 9256 50 1
20. **Alex Arutyunjan**: The Application of BCG-Matrix in Agriculture 3rd International Conference Of Phd Students, University of Miskolc, Hungary, 13-19 August 2001 1-5 pp. ISBN 963 661 480 6 ISBN 963 661 485 7

Szakkönyvrészlet

21. **Arutyunjan Alex**: Hitelkérelem benyújtása. In: Illés B. Cs. (Szerk.): *Kft. gyakorlati kézikönyve*. 2002. Budapest: Verlag Dashöfer Ltd. ISBN 963 9313 16 5

Szakkikk magyar nyelven:

22. Dr. Kovács Árpád Endre — Szalay Gábor — **Arutyunjan Alex**: A projekt menedzsment lényege és tervezésének folyamata. *Forráskoktél*, 1999/3. július, Vállalatfinanszírozás. PRIMOM Vállalatélénkítő Alapítvány Vállalkozói Központ. Nyíregyháza, 1999. július. 13-18 pp. ISSN 1418-5814

Elektronikus publikációk idegen nyelven

23. **Арутюнян А. Б.**: Опыт применения моделей Фулмера и Спрингейта в оценке венгерских предприятий сельского хозяйства и пищевой промышленности. *Корпоративный менеджмент*, Декабрь 2001.
URL: <http://www.cfin.ru/finanalysis/fulmer.shtml>
Search: <http://www.yandex.ru/> ; <http://www.rambler.ru/>
Keywords: Фулмер, Fulmer, Спрингейт, Springate, модель, неплатеж.