



Gazdálkodástani Doktori Iskola

TÉZISGYŰJTEMÉNY

Nyitrai Tamás

Dinamikus pénzügyi mutatószámok alkalmazása a csődelőrejelzésben

című Ph.D. értekezéséhez

Témavezető:

Prof. Dr. Virág Miklós

egyetemi tanár

Budapest, 2015

Vállalkozások Pénzügyei Tanszék

TÉZISGYŰJTEMÉNY

Nyitrai Tamás

Dinamikus pénzügyi mutatószámok alkalmazása a csődelőrejelzésben

című Ph.D. értekezéséhez

Témavezető:

Prof. Dr. Virág Miklós

egyetemi tanár

Tartalomjegyzék

1. A kutatásról	4
1.1. Kutatási előzmények	4
1.2. A csődelőrejelzés szakirodalma és a témaválasztás indoklása.....	5
2. A felhasznált módszerek	9
2.1. Az értekezés hipotézisei és az alkalmazott klasszifikációs módszer	9
2.2. Az empirikus vizsgálathoz felhasznált adatok	10
3. Az értekezés eredményei.....	13
3.1. Az első hipotézis vizsgálata	13
3.2. A második hipotézis vizsgálata	14
3.3. A harmadik hipotézis vizsgálata	15
3.4. Az értekezés eredményeinek hasznosítási lehetőségei.....	17
4. Hivatkozások.....	18
5. A témakörrel kapcsolatos saját, illetve társszerzős publikációk jegyzéke	20

1. A kutatásról

1.1. Kutatási előzmények

A vállalatok jövőbeli fizetőképességének előrejelzésével először egyetemi hallgatóként találkoztam statisztika tanulmányaim során, ahol ezt a kutatási területet a logisztikus regresszió egyik legtipikusabb alkalmazási területeként ismertem meg. Az akkor kialakult érdeklődés vezetett ahhoz, hogy egyetemi tanulmányaim befejezését követően ebben a témakörben alaposabban is elmélyüljek. Doktori tanulmányaimat Dr. Virág Miklós, az első hazai csődmodell megalkotójának témavezetése mellett folytattam, aki tanulmányaim kezdetén sok segítséget nyújtott abban, hogy felfigyeljek arra, hogy a csődelőrejelzés tudományterülete sokkal összetettebb egy statisztikai modellépítésnél.

Témavezetőm javaslatára tudományos kutatómunkámat a szakirodalomban megjelent legfontosabb publikációk áttanulmányozásával kezdtem. A csődelőrejelzés mérföldköveinek tekinthető tanulmányok feldolgozását követően kiemelt figyelmet fordítottam a témakör hazai és nemzetközi szakirodalmára, azon belül is az elmúlt 15 év tudományos eredményeinek áttekintésére. Ekkor szembesültem azzal, hogy a témakör valóban jóval tágabb egy egyszerű adatillesztési feladatnál, ugyanis a csődelőrejelzéssel foglalkozó publikációk száma hatalmas és az utóbbi évtizedben az érdeklődés egyre fokozódik, amit a témával foglalkozó tudományos szócikkek dinamikusan növekvő száma is jelez.

Tekintettel a szakirodalom méretére, értekezésemben csak a választott témakör legfontosabb publikációinak bemutatására volt lehetőségem. Ennek ellenére a munkámban hivatkozott tanulmányok száma megközelíti a 200-at. A szakirodalom feldolgozása után alapvetően megváltozott a csődelőrejelzésről még egyetemi hallgatóként kialakult képem. Szembesülnöm kellett azzal, hogy a csődelőrejelző modellek eredménye nem feltétlenül értelmezhető valódi előrejelzésként. Sőt, általánosan elv a szakirodalomban, hogy ezek a modellek nem valódi előrejelzéseket adnak, hanem csak korai figyelmeztető jelzéseket a vállalatok jövőbeli csődveszélyére vonatkozóan. Tehát az, hogy egy vállalkozást egy adott modell csődösnek minősített, nem szükségszerűen jelenti, hogy az érintett vállalat a közeljövőben ténylegesen csődbe is fog menni. A modell eredménye mindössze arra vonatkozóan közöl információt, hogy a vizsgált vállalkozás aktuális adatai alapján jobban hasonlít a modellépítési mintában szereplő csődös vállalatokhoz, mint a működőkhöz (Virág et al. [2013]), amit a döntéshozóknak érdemes figyelembe venniük az érintett vállalkozással kapcsolatos döntéseik során.

Annak ellenére azonban, hogy a modellek eredményei nem tekinthetők szó szerinti értelemben vett előrejelzéseknek, a szakirodalomban általános gyakorlat, hogy a kutatók azt vizsgálják, hogy a modellek milyen arányban képesek azonosítani a csődös és a működő vállalkozásokat. Azaz bizonyos értelemben a modellek előrejelzéseit valódi előrejelzésnek tekintik. Erre a modellek teljesítményének objektív mérhetősége miatt van szükség.

Ha egy, a szakterületen kevésbé járatos olvasó beleolvassza a témakör szakirodalmába, akkor zavarónak tűnhet, hogy a „csődelőjelzés” címszava alatt publikált modellek sok esetben nem csak a vállalkozások szó szerinti értelemben vett csődjének előrejelzését tűzik célul. Az előrejelzendő „csőd” alatt a kutatók általánosan a vállalatok fizetéseképtelenségének valamilyen realizációját értik, amely a rendelkezésre álló adatok, illetve a kutatás céljának függvényében változik. Ebből adódóan minden csődelőjelzéssel foglalkozó tanulmány azzal kezdődik, hogy a szerző(k) konkretizálják, hogy mit értenek pontosan az előrejelzési kívánt „csőd” alatt.

Értekezésemben az előrejelzés tárgyát a hazánkban bejegyzett társas vállalkozások fizetéseképtelenségének azon esetei képezik, amelyekkel kapcsolatban csőd, illetve felszámolási eljárás megindulására került sor az érintett vállalkozással szemben.

A csődelőjelző modellek felállítása általánosan statisztikai (adatbányászati) módszerek segítségével történik. A modellek magyarázó változói közt hagyományosan a vállalatok pénzügyi beszámolóiból kalkulálható hányados típusú pénzügyi mutatószámokat alkalmaznak. A modellépítés során a múltban csődbe ment, illetve működő vállalkozások pénzügyi mutatóit használják fel input változóként annak érdekében, hogy statisztikai összefüggéseket tárjanak fel a mutatók értékei és a csődesemény bekövetkezése közt, majd a feltárt összefüggést a későbbiekben a modellépítéshez nem használt megfigyelések minősítésére használják fel. Ez az egyszerűnek tűnő statisztikai modellillesztési feladat azonban sokkal több kérdést vet fel, mint ahogy azt korábban egyetemi hallgatóként gondoltam.

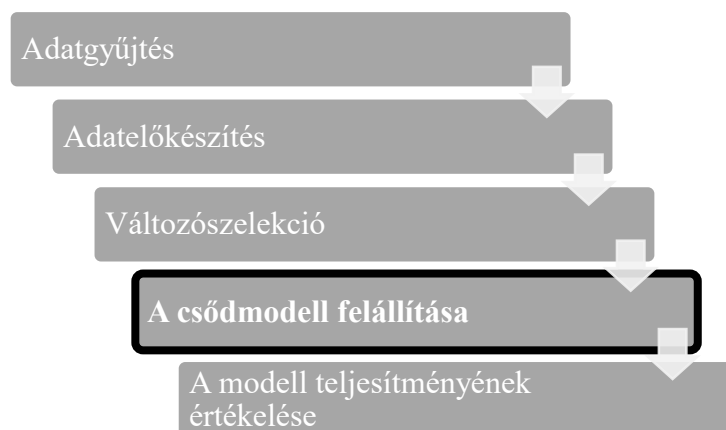
1.2. A csődelőjelzés szakirodalmát és a témaválasztás indoklása

Ha valaki a csődelőjelzés szakirodalmát a legújabb publikációkból kiindulva kezdené feldolgozni, akkor könnyen gondolhatja, hogy egy meglehetősen zavaros kutatási téma megismerésébe kezdett, mivel két csődelőjelzéssel foglalkozó publikáció közt rendkívül nagy különbség lehet az alkalmazott módszerek, illetve kutatási cél tekintetében még akkor is, ha azok egyazon folyóiratban jelentek meg. Ennek oka, hogy a csődelőjelzés nem tekinthető önálló tudományterületnek, sokkal inkább a statisztika (adatbányászat) és a vállalati pénzügyek

határtudományának, mivel a modellezés során pénzügyi adatokat használnak fel statisztikai modellek magyarázó változóiként.

A csődelőrejelzés szakirodalmának megértése szempontjából fontos tudni, hogy az alkalmazott módszerek és a felhasznált adatok tekintetében sincs konszenzus a kutatók közt, mindkét vonatkozásban nyitott kutatási kérdések sora lelhető fel a csődelőrejelzés témakörében megjelenő publikációkban. Emiatt értekezésemben célszerűnek láttam a szakirodalom bemutatásának egy újszerű módját alkalmazni, melynek köszönhetően véleményem szerint átfogó kép alakulhat ki az olvasóban témakör szakirodalmáról. E megközelítés lényege, hogy a kutatómunka során feldolgozott publikációkat az általánosan elterjedt kronologikus megközelítés helyett a csődmodell-építés egyes fázisaihoz rendelve mutattam be. A csődmodell-építés folyamatát szemlélteti az 1. ábra.

1. ábra. A csődmodell-építés folyamata



Mivel a csődelőrejelző modellek felállításához nélkülözhetetlenek a statisztikai és napjainkban egyre inkább az adatbányászati modellek, ezért nem meglepő, hogy a tudományterület fejlődését alapvetően a módszertani fejlődés dominálja. Az informatika és a módszertani tudományok korszerűsödésével párhuzamosan bővül a csődelőrejelzésben alkalmazható módszerek köre, ami joggal vetette fel a kutatókban azt a kérdést, hogy melyik eljárás tekinthető a legjobbnak a csődelőrejelzés területén. Mivel a legtöbb tanulmány ezt a kutatási kérdést vizsgálja (Sánchez-Lasheras et al. [2012]), ezért véleményem szerint ez a téma tekinthető a csődelőrejelzés főáramának. A nagyszámú kutatási kísérlet ellenére a kérdés azonban még ma is megválaszolatlan, mivel a kutatók gyakran szembesülnek azzal, hogy egyes adathalmazok

esetén az egyik, míg más adathalmazok esetén egy másik eljárás mutat jobb teljesítményt (Oreski et al. [2012]). A különböző klasszifikációs eljárások összehasonlító elemzésével foglalkozó kutatások az ábrán fekete körvonallal kiemelt „A csődmodell felállítása” pontba sorolhatók.

Ugyan számosságukat illetően a legtöbb tanulmány még napjainkban is a főáramú kutatási témakörrel foglalkozik, egyre inkább konszenzus kezd kialakulni Marqués et al. [2012] azon megállapítása kapcsán, miszerint feltehetően nem létezik úgynevezett „legjobb módszer”, mivel egyre gyakrabban lehet olvasni olyan módszertani összehasonlító elemzéseket a témakörben, melyek fő következtetése az, hogy az újabb módszertani megoldások már nem hoznak érdemi növekedést a modellek előrejelző képességében. Vélhetően ez a tendencia az oka annak, hogy a szakirodalomban egyre gyakrabban jelennek meg olyan tanulmányok, amelyek nem valamilyen új módszertani megoldás alkalmazásával próbálják növelni a modellek előrejelző képességét. Ezek a kutatási lehetőségek a csődmodell-építés további (nem módszertani) fázisaihoz köthetők, melyek közül számos példát mutattam be az értekezés szakirodalmi áttekintéssel foglalkozó részében. Az ott hivatkozott tanulmányok rámutatnak arra, hogy a csődelőrejelző modellek teljesítménye nem csak módszertani oldalról javítható. Erre az alternatív kutatási területek alaposabb vizsgálata is lehetőséget nyújt.

A csődelőrejelző modellek fontos szerepet töltenek be a gyakorlati adóminősítési folyamatokban, ami szintén a modellek alternatív fejlesztési lehetőségeinek jelentőségét növeli. Ennek oka, hogy a módszertani fejlődés révén napjainkban az adatbányászati módszerek váltak dominánssá a tudományterületen. Ezek az eljárások ugyan kimagasló találati arányra képesek, hátrányuk azonban, hogy fekete doboz jellegűek, ami azt jelenti, hogy nem tárják fel explicit módon a csődesemény bekövetkezése és a magyarázó változók közti kapcsolatrendszerét. Ez a sajátosság pedig Martens et al. [2010] szerint olyan súlyos probléma, hogy emiatt a magas klasszifikációs képesség ellenére sem valószínű, hogy az adatbányászati módszerek általánosan elterjednek a gyakorlatban a hitelezési döntések támogatása kapcsán. E tendenciákból kiindulva magam is a csődelőrejelzés alternatív kutatási lehetőségei felé orientálódtam kutatásaim során. A szakirodalom feldolgozását követően az értekezésben számos nyitott kutatási kérdést azonosítottam, amelyek közül választásom a csődelőrejelző modellek dinamizálására esett.

A statikus csődelőrejelző modellek hiányosságai már régóta ismertek (Abdou-Pointon [2011]), érdemi megoldási kísérletekkel azonban csak az utóbbi években találkozhatunk a szakirodalomban. A probléma lényege, hogy általános gyakorlat a csődelőrejelzésben, hogy a

modellek magyarázó változói közt csak legutoljára megfigyelt év pénzügyi mutatóit használják fel, figyelmen kívül hagyva a pénzügyi mutatók időbeli trendjéből kirajzolódó tendenciákat. Ezen aspektust először az ökonometriai módszerek közé tartozó túlélési modellek segítségével próbálták figyelembe venni (Hillegeist et al. [2004]. A későbbiekben pedig ezen a területen is megjelent a komplexebb adatbányászati módszerek alkalmazása (Du Jardin-Séverin [2012])). Az utóbb idézett szerzők a statikus pénzügyi mutatók helyett a mutatószámok időbeli trendjeit használták fel magyarázó „változóként” és azok alapján azonosították a vállalatok tipikus csődbejutási folyamatait. Ugyan a dinamikus koncepció alkalmazásával épített modellek előrejelző teljesítménye meghaladta a hagyományos statikus modellek eredményét, ennek ellenére a megközelítés mégsem terjedt el általánosan a szakirodalomban – vélhetően annak túlzott komplexitása miatt.

A bemutatott szakirodalmi tendenciákból kiindulva értekezésemben egy olyan mutatószám alkalmazására tettem javaslatot, amely alkalmas a pénzügyi mutatók időbeli trendjéből kinyerhető információtartalom beépítésére a hagyományos, statisztikai alapon nyugvó módszerek keretei közt is. Azaz, értekezésemben a csődelőrejelző modellek dinamizálására tettem kísérletet a már jól ismert klasszifikációs módszerek alkalmazásával.

Az értekezésben javasolt változót dinamikus pénzügyi mutatónak neveztem el, számításmódját pedig az alábbiak szerint határoztam meg:

$$\frac{X_{i,t-1} - X_{i,\min_{[t-2;t-n]}}}{X_{i,\max_{[t-2;t-n]}} - X_{i,\min_{[t-2;t-n]}}}$$

A képletben X az adott pénzügyi mutatószámot, i a vállalatot, t pedig azt az évet jelöli, amelyre vonatkozóan az előrejelzést meg kívánjuk adni. Az n megfigyelt idősor hosszát jelöli.

2. A felhasznált módszerek

2.1. Az értekezés hipotézisei és az alkalmazott klasszifikációs módszer

Munkámban az alábbi hipotéziseket vizsgáltam:

1. A dinamikus pénzügyi mutatószámok között található olyanok, amelyek a rendelkezésre álló mintában statisztikailag szignifikáns diszkrimináló erővel bírnak a csődös és a működő vállalkozások között.
2. A legutolsó megfigyelt év statikus pénzügyi mutatói, valamint az azokból képzett dinamikus ráták együttes alkalmazásával a rendelkezésre álló minta adatai alapján magasabb előrejelző képességű modell állítható fel, mint abban az esetben, amikor csak a statikus pénzügyi mutatókat szerepeltetjük a CHAID módszerrel képzett döntési fák input változói között.
3. A rendelkezésre álló minta adatai alapján a CHAID módszerrel felállított döntési fákra épülő csődelőrejelző modellek előrejelző képessége növelhető, ha a dinamikus mutatók számítása során az outlier értékeket helyettesítjük a hozzájuk legközelebb eső, de már nem kiugró értékekkel.

A bemutatott hipotézisek vizsgálatát a döntési fát felállító CHAID eljárás alkalmazásával végeztem el. A módszerválasztás okai:

- az empirikus vizsgálatokban gyakran alkalmazott SPSS szoftverben ez áll beépített funkcióként rendelkezésre;
- az eljárás gyorsan és relatíve magas klasszifikációs teljesítménnyel jellemezhető modelleket állít fel, amelyre számos példa található a hazai (Kristóf-Virág [2012], valamint a nemzetközi szakirodalomban (Koyuncugil-Ozgulbas [2012]);
- a módszerválasztást az a korábban bemutatott szakirodalmi érv is befolyásolta, amely szerint a gyakorlati csődelőrejelzésben az olyan módszerek preferáltak, amelyek könnyen értelmezhető modelleket eredményeznek (Martens et al. [2010]);
- a döntési fák választását az is indokolta, hogy klasszifikációs teljesítményüket a kiugró értékek jelenléte nem befolyásolja (Twala [2010]).

Az utóbbi sajátosság az értekezés szempontjából azért fontos, mert feltételezésem szerint a kiugró értékek fontos magyarázó erővel bírnak a csődös vállalkozások azonosításában, mivel az empirikus vizsgálathoz szükséges adatok összegyűjtése során gyakran tapasztaltam, hogy a csődös vállalkozások a felszámolási eljárást megelőző években szélsőségesen magas, illetve

alacsony értéket mutattak több pénzügyi mutatószám esetén. Ebből adódóan az empirikus vizsgálatok alapkonceptiója a kiugró értékek modellben tartása volt – lehetőség szerint eredeti formában, mivel a kiugró értékek kezelésére nincs egyértelműen preferált megoldás a szakirodalomban, viszont a döntési fák alkalmazása esetén erre nincs is szükség.

2.2. Az empirikus vizsgálathoz felhasznált adatok

Az előző pontban felsorolt hipotéziseket egy saját adatgyűjtésből származó minta adatai alapján vizsgáltam meg. A minta elemszámát 1000 darabban maximalizáltam, amely ugyan alacsonynak tűnhet a Magyarországon működő vállalkozások teljes számához viszonyítva, azonban az adatok összegyűjtésére nem csak a legaktuálisabb adatok vonatkozásában került sor, hanem valamennyi elérhető év adatára a 2001. üzleti évig visszamenőleg¹. Az adatgyűjtés ezen formája még egy ilyen viszonylag alacsony elemszám esetén is rendkívül hosszadalmas munka, mivel a nyilvános adatbázisokból nincs lehetőség a pénzügyi adatok elektronikus formában történő lekérdezésére. Ennek hiányában sajnos a beszámolók adatait manuálisan kellett összegyűjteni.

Az összegyűjtött minta egyenlő arányban tartalmaz csődös és működő megfigyeléseket. Statisztikai szempontból ugyan indokolt a reprezentatív minta alkalmazása, azonban ilyen alacsony elemszám mellett ez nagyon kevés csődös vállalat megfigyelését eredményezte volna, ami felveti annak kockázatát, hogy a modell számára nem lesz elegendő információ a csődös vállalkozásokról azok hatékony felismeréséhez, ami a csődelőrejelző modellek elsődleges célja (Du Jardin [2010]). Ezért a szakirodalomban tapasztalható gyakorlattal összhangban egyenlő arányban osztottam fel a mintát a két csoport közt.

A mintavétel során azok a vállalkozások minősültek csődösnek, amelyek az adatgyűjtés időpontjában csőd, vagy felszámolási eljárás alatt álltak a cégjegyzék hatályos adatai szerint. A mintába azok a vállalkozások kerülhettek be, amelyek a mintavétel időpontjában a Céglételezői és Céginformációs Közlönyvételezői Kiválasztott Számaiban közleményt tettek közzé. A mintába került vállalkozások pénzügyi adatait az Igazságügyi Minisztérium Céginformációs és az Elektronikus Cégeljárásban Közreműködő Szolgálat által üzemeltetett elektronikus beszámoló portálon² gyűjtöttem össze.

¹ A mintavételi időszak az adatok összevethetősége érdekében ér véget a 2001. évvel, mivel a 2000-ben jelentősen változott a számviteli törvény.

² <http://e-beszamolo.im.gov.hu/kereses-Default.aspx>

A mintavétel során alkalmazott szempontok:

- az érintett vállalkozás pénzügyi adatai legalább három egymást követő évre hozzáférhető legyenek;
- nem kerülhettek mintába olyan vállalkozások, amelyeknek volt olyan pénzügyi mutatója, amely nem mutatott időbeli szóródást;
- nem kerülhettek mintába azon vállalkozások, amelyek esetén egy évnél többször fordult elő az, hogy nem realizáltak árbevételt, mivel az ilyen vállalkozások vélhetően nem folytatnak érdemi gazdálkodást.

Mivel az adatgyűjtéshez felhasznált nyilvános adatbázisok esetén nincs lehetőség a keresést a vállalkozások tevékenysége, mérete és kora alapján szűkíteni, ezért a mintavétel eredményeképp rendelkezésre álló minta e szempontok tekintetében meglehetősen heterogén. Tekintettel azonban arra, hogy az értekezés célja a dinamikus pénzügyi mutatók alkalmazásának bemutatása és nem konkrét gyakorlati adósmínősítésre is alkalmas modellek felállítása, így a minta heterogenitása a kutatási cél szempontjából még kedvező is lehet, mivel abban az esetben, ha egy ilyen heterogén minta esetén a dinamikus mutatók alkalmazása növeli a modellek előrejelző képességét, akkor jó eséllyel számíthatunk arra, hogy ez a tendencia egy homogénebb minta esetén is érvényes lesz.

Mivel a csődelőrejelző modellek magyarázó változóit évtizedek óta a hányados típusú pénzügyi mutatószámok képezik (Chen [2012]), továbbá az is általános gyakorlat a szakirodalomban, hogy e mutatók közül azokat részesítik előnyben, amelyek korábbi kutatásokban már eredményesnek bizonyultak (Du Jardin [2010]), ezért az empirikus vizsgálat során magam is ezeket az elveket követtem. A modellek magyarázó változói között az első hazai csődmodell felállítása során alkalmazott mutatókat (Virág et al. [2013]) vettem figyelembe, kiegészítve azokat néhány saját megfontolás alapján számított változóval. A felhasznált pénzügyi mutatók nevét és számításmódját az alábbi táblázat mutatja.

1. Táblázat: Az empirikus vizsgálatban felhasznált mutatószámok neve és számításmódja

Mutatószám neve	Számítás módja
Likviditási ráta	Forgóeszközök/Rövid lejáratú kötelezettségek
Likviditási gyorsráta	(Forgóeszközök – Készletek)/Rövid lejáratú kötelezettségek
Pénzeszközök aránya	Pénzeszközök/Forgóeszközök
Cash flow/Kötelezettségek	(Adózás utáni eredmény + Értéksökkenési leírás)/Kötelezettségek
Cash flow/Rövid lejáratú kötelezettségek	(Adózás utáni eredmény + Értéksökkenési leírás)/Rövid lejáratú kötelezettségek
Tőkeellátottság	(Befektetett eszközök + Készletek)/Saját tőke
Eszközök forgási sebessége	Értékesítés nettó árbevétele/Mérlegfőösszeg
Készletek forgási sebessége	Értékesítés nettó árbevétele/Készletek
Követelések forgási ideje	Követelések/Értékesítés nettó árbevétele
Eladósodottság	Kötelezettségek/Mérlegfőösszeg
Saját tőke aránya	Saját tőke/Mérlegfőösszeg
Bonitás	Kötelezettségek/Saját tőke
Árbevétel-arányos nyereség	Adózás utáni eredmény/Értékesítés nettó árbevétele
Eszközarányos nyereség	Adózás utáni eredmény/Mérlegfőösszeg
Követelések/Rövid lejáratú kötelezettségek	Követelések/Rövid lejáratú kötelezettségek
Nettó forgótőke aránya	(Forgóeszközök – Rövid lejáratú kötelezettségek)/Mérlegfőösszeg
Vállalat mérete	Az eszközállomány természetes alapú logaritmus
Évek	A megfigyelt évek száma

A mintavétel eredményeképp rendelkezésre álló adatbázisban ezer hazai vállalkozás 17 pénzügyi mutatója szerepel összesen 7592 üzleti évre vonatkozóan a 2001-2012 közti időszakból. A működő cégek esetén a legutóljára megfigyelt évre vonatkozó (legfrissebb) pénzügyi mutatókat, a csődös vállalatok tekintetében pedig a csőd, vagy felszámolási eljárás megindítását megelőző évre vonatkozó pénzügyi mutatókat neveztem statikus pénzügyi mutatószámoknak az értekezésben. A 17 pénzügyi mutató mindegyike esetén kiszámítottam az előző szakaszban definiált dinamikus pénzügyi mutatókat, melyek a legutóljára megfigyelt év pénzügyi helyzetét hivatottak megítélni az azt megelőző időszak tükrében. Mivel a vállalatok korára vonatkozóan nem állt rendelkezésre pontos információ, az elemzés során azon évek számát is figyelembe vettem, amelyekre vonatkozóan az egyes megfigyelések pénzügyi adatai rendelkezésre álltak az adatok forrását képező nyilvános adatbázisban. Így az empirikus vizsgálatok számára 35 független változó áll rendelkezésre. Ezek alapstatisztikai mutatóit az értekezés függelékének F.1. táblázata tartalmazza.

3. Az értekezés eredményei

3.1. Az első hipotézis vizsgálata

Az értekezés első hipotézisét az alábbiak szerint fogalmaztam meg:

A dinamikus pénzügyi mutatószámok között található olyanok, amelyek a rendelkezésre álló mintában statisztikailag szignifikáns diszkrimináló erővel bírnak a csődös és a működő vállalkozások között.

A hipotézis vizsgálatát a két független sokaságból vett minták átlagainak összehasonlítására szolgáló T-próba segítségével végeztem el. Az értekezés függelékében található F.1. táblázatban *-gal jelöltem azon változókat³, amelyek szignifikáns különbséget mutattak a két vizsgált csoportban 5 %-os szignifikancia szinten. A teszt eredményeiből az alábbi következtetéseket vontam le:

1. A vizsgált 35 változó közül 13 bizonyult szignifikánsnak, melyek közül hét statikus, öt pedig dinamikus, azaz a dinamikus mutatók alkalmazásával jelentősen bővült azon változók köre, amelyek alkalmasak lehetnek a mintában szereplő vállalkozások esetén a csődös és a működő vállalatok közti diszkriminációra.⁴
2. A szignifikáns változók körén belül három csoportot lehet megkülönböztetni annak alapján, hogy minden pénzügyi mutatóhoz tartozik egy olyan változó, amely az adott mutató legutolsó megfigyelt értékét viszonyítja az azt megelőző időszak értékeihez, így voltak olyan pénzügyi mutatók, amelyek esetén
 - csak a legutoljára megfigyelt év statikus értéke szignifikáns (Pénzeszközök aránya, Nettó forgótőke aránya);
 - a statikus érték és a javasolt dinamikus változó is szignifikáns (Követelések forgási ideje, Eladósodottság, Saját tőke aránya, Eszközarányos jövedelmezőség);
 - csak a dinamikus változó volt szignifikáns a két csoport megkülönböztetése szempontjából (CF/Adósság, Készletek forgási sebessége).

A fenti eredmények alapján az értekezés első hipotézisét elfogadtam.

³ Az egyes mutatókból képzett dinamikus változókat az értekezés függelékében „D_” előtag jelöli.

⁴ A 13. szignifikáns változó azon évek száma volt, amelyekre vonatkozóan az érintett vállalkozás esetén elérhetőek voltak a pénzügyi adatok.

3.2. A második hipotézis vizsgálata

Munkám második hipotézise az alábbi volt:

A legutolsó megfigyelt év statikus pénzügyi mutatói, valamint az azokból képzett dinamikus ráták együttes alkalmazásával a rendelkezésre álló minta adatai alapján magasabb előrejelző képességű modell állítható fel, mint abban az esetben, amikor csak a statikus pénzügyi mutatókat szerepeltetjük a CHAID módszerrel képzett döntési fák input változói között.

A hipotézis vizsgálata során a tízszeres keresztvalidáció módszerét alkalmaztam, melynek lényege, hogy a rendelkezésre álló mintát tíz egyenlő részre osztottam, amelyek közül egyidejűleg kilenc részt használtam fel tanuló mintaként a modell felállításához és a kihagyott részt tesztelő mintaként, a felállított modell teszteléséhez. Az eljárást tízszer ismételttem oly módon, hogy a minta minden tizede szerepeljen egyszer a tesztelő minta szerepében. A tíz modellfuttatás eredményét átlagolva az alábbi eredmények adódtak.

2. Táblázat: A CHAID módszerrel felállított döntési fák találati aránya tízszeres keresztvalidáció alkalmazásával

Minta	Csoport	Input változók		
		Pénzügyi mutatók	Dinamikus mutatószámok	A két változókör együtt
Tanuló	Fizetéképtelen	85,7%	83,2%	84,6%
	Fizetőképes	80,1%	77,8%	83,8%
	Összesen	82,9%	80,5%	84,2%
Tesztelő	Fizetéképtelen	76,6%	75,0%	76,8%
	Fizetőképes	71,0%	71,6%	74,6%
	Összesen	73,8%	73,3%	75,7%

A táblázat eredményei alapján az alábbi megállapítások tehetők:

1. A dinamikus mutatók önálló alkalmazásával nem javult a modellek előrejelző képessége ahhoz képest, amikor a modellek magyarázó változói közt csak statikus pénzügyi mutatószámok szerepeltek.
2. Abban az esetben, amikor a statikus és dinamikus mutatók egyidejűleg szerepeltek a modellben, számottevően javult mind a csődös, mind a működő vállalkozások esetén a modellek előrejelző képessége. A kizárólag statikus mutatókat tartalmazó modellek eredményéhez képest a növekedés mértéke a tesztelő minták esetén összességében átlagosan 1,9 százalékpont.

Az eredmények arra utalnak, hogy a statikus és a dinamikus mutatószámok között kiegészítő kapcsolat van a csödelőrejelző modellekben, azaz a dinamikus mutatók olyan többletinformációt visznek a modellekbe, amely a statikus mutatókban nincs jelen. Az eredmények alapján az értekezés második hipotézisét is elfogadtam.

3.3. A harmadik hipotézis vizsgálata

A vállalkozások pénzügyi mutatóinak hosszabb idősorait vizsgálva található olyan évek, amelyek nem illeszkednek a többi év viszonylatában kirajzolódó tendenciába. Az ilyen kiugró értékek azonban jelentősen torzíthatják⁵ az értekezésben javasolt dinamikus mutatók értékét, ezért célszerűnek tartom a pénzügyi mutatószámok idősorain belül a kiugró (outlier) értékeket korrigálni. E korrekciót az értekezésben úgy valósítottam meg, hogy az idősoron belüli outlier értékeket az adott idősor azon értékével helyettesítettem, amely a legközelebb van a kiugró adathoz, de már nem minősül outliernek.

Ehhez azonban definiálni szükséges, hogy mikor tekinthető egy megfigyelés kiugró értéknek. Objektív definíció hiányában statisztikai hüvelykujj-szabályt használtam. Valamennyi vállalkozás esetén minden pénzügyi mutatószám idősorát standardizáltam⁶ az idősor átlagával és szórásával, majd ezt követően azokat az értékeket tekintettem kiugrónak, amelyek standardizált értéke a két szórás terjedelmen kívülre esik.

Kérdéses azonban, hogy a kiugró értékek korrekcióját követően kapott dinamikus mutatók alkalmazásával növekszik-e – és ha igen, akkor milyen mértékben – a modellek előrejelző képessége a kizárólag statikus pénzügyi mutatószámokra épülő modellekhez képest. Az ezt célzó hipotézist munkámban az alábbiak szerint fogalmaztam meg:

A rendelkezésre álló minta adatai alapján a CHAID módszerrel felállított döntési fákra épülő csödelőrejelző modellek előrejelző képessége növelhető, ha a dinamikus mutatók számítása során az outlier értékeket helyettesítjük a hozzájuk legközelebb eső, de már nem kiugró értékekkel.

A szükséges helyettesítéseket követően kapott új dinamikus mutatók alkalmazásával végrehajtottam a második hipotézis vizsgálatánál bemutatott tízszeres keresztvalidációs

⁵ E torzító hatást egy konkrét példán keresztül is bemutattam az értekezés 5.3. alfejezetében.

⁶ A tézisgyűjtemény 2.1. pontjában megfogalmazott koncepcióval összhangban, a legutoljára megfigyelt (legfrissebb) adatot sem a standardizálásnál, sem pedig a helyettesítésnél nem vettem figyelembe annak érdekében, hogy a legaktuálisabb adatok változatlan formában jelenhessenek meg a modellben magyarázó változóként.

folyamatot abból a célból, hogy megvizsgáljam, hogy a kiugró értékek korrekciójával kapott dinamikus mutatók nagyobb mértékben növelik-e a modellek előrejelző képességét, mint a korrekció nélkül kapott dinamikus mutatók a második hipotézis vizsgálata során. Az eredményeket az alábbi táblázat mutatja. A táblázatban a „Korrigálatlan” kifejezés soraiban látható értékek azt az esetet mutatják, amikor a kiugró értékeket nem korrigáltam, míg a „Korrigált” kifejezés soraiban látható adatok azon modellek találati arányait mutatják, amelyek input változói közt olyan dinamikus mutatók szerepeltek, amelyek esetén a kiugró értékeket az imént bemutatott módon helyettesítettem.

3. Táblázat: Az empirikus vizsgálat keretében felállított modellek átlagos találati aránya

Adathalmaz	Minta	Csoport	Input változók		
			Statikus pénzügyi mutatók	Dinamikus mutatószámok	A két változókör együtt
Korrigálatlan	Tanuló	Fizetéképtelen	85,7%	83,2%	84,6%
		Fizetőképes	80,1%	77,8%	83,8%
		Összes	82,9%	80,5%	84,2%
	Tesztelő	Fizetéképtelen	76,6%	75,0%	76,8%
		Fizetőképes	71,0%	71,6%	74,6%
		Összes	73,8%	73,3%	75,7%
Korrigált	Tanuló	Fizetéképtelen	85,7%	80,0%	86,9%
		Fizetőképes	80,1%	81,8%	83,1%
		Összes	82,9%	80,9%	85,0%
	Tesztelő	Fizetéképtelen	76,6%	71,6%	80,2%
		Fizetőképes	71,0%	72,4%	75,8%
		Összes	73,8%	72,0%	78,0%

Az eredmények alapján az alábbi megállapítások tehetők:

1. A dinamikus mutatókat még a korrekciót követően sem javasolt önállóan alkalmazni a modellek magyarázó változóiként, mivel ebben az esetben a modellek átlagos előrejelző képessége elmaradt azon modellek teljesítményétől, amelyekben kizárólag statikus pénzügyi mutatókat használtam magyarázó változóként.
2. Jelentős javulás figyelhető meg azonban abban az esetben, amikor a korrigált dinamikus mutatók és a statikus mutatók együtt szerepeltek a modellek független változóinak körében. Az előrejelző teljesítmény tekintetében (tesztelő minta) a javulás mértéke a

pusztán statikus mutatókat tartalmazó modellekhez képest összességében átlagosan 4,2 százalékpont, amely nagyobb mértékű növekedés, mint ami abban az esetben adódott, amikor a statikus mutatók mellett olyan dinamikus mutatókat alkalmaztam, ahol a számítás során nem került sor a kiugró értékek helyettesítésére. Ezen utóbbi esetben ugyanis csak 1,9 százalékpont volt a növekedés mértéke az előrejelző teljesítményben a kizárólag statikus pénzügyi mutatókat tartalmazó modellekhez képest.

3.4. Az értekezés eredményeinek hasznosítási lehetőségei

Munkámban a csődelőjelző modellek dinamizálására tettem kísérletet a témakör szakirodalmában, illetve gyakorlati alkalmazásában elterjedt döntési fák keretein belül. Az értekezés eredményei a csődelőjelzés kutatásában, illetve a gyakorlati életben a hitelezési döntéseket támogató scoring modellek fejlesztésében egyaránt felhasználhatók.

Az értekezésben bemutatott empirikus vizsgálatot a csődelőjelző modellek gyakorlati alkalmazása során felmerülő igények szem előtt tartásával végeztem. A modellek dinamizálására ezért olyan módszer alkalmazásával tettem kísérletet, amely könnyen értelmezhető „ha-akkor” típusú szabályok segítségével valósítja meg a klasszifikációt. A munkámban bemutatott elemzések eredményei arra utalnak, hogy az értekezésben javasolt dinamikus mutatószámoknak van létjogosultsága a csődelőjelzésben, mivel alkalmazásukkal jelentősen növekedett a modellek előrejelző képessége, amely a csődelőjelző modellek gyakorlati hasznosságának elsődleges mércéje.

Az empirikus vizsgálatok eredményei megerősítik azt a feltételezést, miszerint a csődelőjelző modellek magyarázó változói közt használt pénzügyi mutatószámok statikus értékei mellett releváns információt tükröznek a mutatószámok időbeli tendenciái is, melynek figyelembe vételére az értekezés egy egyszerű, de ugyanakkor hatékony lehetőséget kínál, amely a gyakorlati modellezési folyamatokba is könnyen átültethető, ugyanis a dinamikus mutatók egy egyszerű formulával meghatározhatók, számításuk automatizálható és nem igénylik bonyolult módszertani megoldások alkalmazását.

Mivel a dinamikus mutatószámok előnyös sajátosságai csak abban az esetben mutatkoztak, amikor azokat a statikus mutatók mellett alkalmaztam, így kiegészítő kapcsolat feltételezhető a kétféle változócsoporthoz közt. Ugyan az eredmények robusztusságát további vizsgálatoknak is meg kell erősítenie, továbbá figyelembe kell venni az empirikus vizsgálatok módjából és a rendelkezésre álló mintából eredő korlátokat, az értekezésből az a következtetés vonható le,

hogy a dinamikus mutatók alkalmazásával bővül a csődelőrejelzésre alkalmas mutatószámok köre, ami számos jövőbeli kutatási lehetőséget kínál a témakör iránt érdeklődő kutatók számára is.

A dinamikus pénzügyi mutatószámok statisztikailag is szignifikáns különbséget mutattak a mintában szereplő csődös és működő vállalkozások közt, ami a dinamikus szemlélet fontosságára hívja fel a figyelmet a csődelőrejelzésben. A csőd bekövetkezése általában egy folyamat végső eredménye, azonban e folyamat jellegét sokszor figyelmen kívül hagyják a modellezés során. Az értekezésben javasolt dinamikus változók lehetőséget adnak e folyamat figyelembe vételére, elemzésére és mélyebb megértésére, így a javasolt mutatószámok a csődelőrejelzés máig hiányzó elméleti kereteinek kidolgozásában is szerepet játszhatnak.

4. Hivatkozások

Abdou, H. – Pointon, J. [2011]: Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: a review of the literature. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*. Vol. 18., p. 59-88., DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/isaf.325>.

Altman, E. I. [1968]: Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*. Vol. 23., No. 4., p. 589-609, DOI: <http://dx.doi.org/0.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>.

Beaver, W. H. [1966]: Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*. Vol. 4., Supplement, p. 71-111, DOI: <http://dx.doi.org/10.2307/2490171>.

Chen, J. H. [2012]: Developing SFNN models to predict financial distress of construction companies. *Expert Systems with Applications*. Vol. 39., p. 823-827, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2011.07.080>.

Du Jardin, P. – Séverin, E. [2012]: Forecasting financial failure using a Kohonen map: A comparative study to improve model stability over time. *European Journal of Operational Research*. Vol. 221., p. 378-396, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2012.04.006>.

Du Jardin, P. [2010]: Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: The influence of variable selection techniques on model accuracy. *Neurocomputing*. Vol. 73., p. 2047-2060, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2009.11.034>.

Hillegeist, S. A. – Keating, E. K. – Cram, D. P. – Lundstedt, K. G. [2004]: Assessing the probability of bankruptcy. *Review of Accounting Studies*. Vol. 9., p. 5-34., DOI: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.307479>.

Koyuncugil, A. S. – Ozgulbas, N. [2012]: Financial early warning system model and data mining application for risk detection. *Expert Systems with Applications*. Vol. 39., p. 6238-6253, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2011.12.021>.

Kristóf, T. – Virág, M. [2012]: Data reduction and univariate splitting – Do they together provide better corporate bankruptcy prediction? *Acta Oeconomica*. Vol. 62., No. 2., p. 205-227, DOI: <http://dx.doi.org/10.1556/AOecon.62.2012.2.4>.

Marqués, A. I. – García, V. – Sánchez, J. S. [2012]: Two-level classifier ensembles for credit risk assessment. *Expert Systems with Applications*. Vol. 39., p. 10916-10922, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2012.03.033>.

Martens, D. – Van Gestel, T. – De Backer, M. – Haesen, R. – Vanthienen, J. – Baesens, B. [2010]: Credit rating prediction using ant colony optimization. *Journal of Operational Research Society*. Vol. 61., No. 4., p. 561-573, DOI: <http://dx.doi.org/10.1057/jors.2008.164>.

Oreski, S. – Oreski, D. – Oreski, G. [2012]: Hybrid system with genetic algorithm and artificial neural networks and its application to retail credit risk assessment. *Expert Systems with Applications*. Vol. 39., p. 12605-12617, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2012.05.023>.

Sánchez-Lasheras, F. – De Andrés, J. – Lorca, P. – De Cos Juez, F. J. [2012]: A hybrid device for the solution of sampling bias problems in the forecasting of firms' bankruptcy. *Expert Systems with Applications*. Vol. 39., p. 7512-7523, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01.135>.

Twala, B. [2010]: Multiple classifier application to credit risk assessment. *Expert Systems with Applications*. Vol. 37., p. 3326-3336, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.10.018>.

Virág Miklós – Kristóf Tamás – Fiáth Attila – Varsányi Judit [2013]: *Pénzügyi elemzés, csődelőrejelzés, válságkezelés*. Kossuth Kiadó, Budapest.

5. A témakörrel kapcsolatos saját, illetve társszerzős publikációk jegyzéke

Magyar nyelvű publikációk:

Folyóirat cikkek:

1. Nyitrai Tamás [2014]: Növelhető-e a csőd-előrejelző modellek előrejelző képessége az új klasszifikációs módszerek nélkül? *Közgazdasági Szemle*, LXI. évfolyam, május, 566-585. o.
2. Nyitrai Tamás [2014]: Validációs eljárások a csődelőrejelző modellek teljesítményének megítélésében. *Statisztikai Szemle*, 92. évfolyam, 4. szám, 357-377. o.
3. Nyitrai Tamás [2015]: Hazai vállalkozások csődjének előrejelzése a csődeseményt megelőző egy, két, illetve három évvel korábbi pénzügyi beszámolók adatai alapján. *Vezetéstudomány*, 46. évfolyam, 5. szám, 55-65. o.
4. Virág Miklós – Nyitrai Tamás [2014]: Metamódszerek alkalmazása a csődelőrejelzésben. *Hitelintézeti Szemle*, XIII. évfolyam, 4. szám, 180-195. o.

Tanulmánykötetben megjelent cikk:

1. Virág Miklós – Nyitrai Tamás [2015]: Csődelőrejelző modellek dinamizálása – a szakértői tudás megjelenítése a csődelőrejelzésben. *Vezetés és szervezet társadalmi kontextusban. Tanulmányok Dobák Miklós 60. születésnapja tiszteletére*. Szerkesztette: Bakacsi Gyula – Balaton Károly. Akadémiai Kiadó, Budapest, ISBN 978 963 05 9634 3, 284-304. o.

Idegen nyelvű publikációk:

Folyóirat cikkek:

1. Virág M. – Nyitrai T. [2014]: Is there a trade-off between the predictive power and the interpretability of bankruptcy models? The case of the first Hungarian bankruptcy prediction model, *Acta Oeconomica*, Vol. 64, No. 4., p. 419-440, DOI: <http://dx.doi.org/10.1556/AOecon.64.2014.4.2>.
2. Virág, M. – Nyitrai, T. [2013]: Application of support vector machines on the basis of the first Hungarian bankruptcy model. *Society and Economy*. Vol. 35., No. 2., p. 227-248, DOI: <http://dx.doi.org/10.1556/SocEc.35.2013.2.6>.