

NYITRAI Tamás

HAZAI VÁLLALKOZÁSOK CSÓDJÉNEK ELŐREJELZÉSE

A CSÓDESEMÉNYT MEGELŐZŐ EGY, KÉT, ILLETVE HÁROM ÉVVEL KORÁBBI PÉNZÜGYI BESZÁMOLÓK ADATAI ALAPJÁN

A cikk azt vizsgálja, hogy milyen besorolási pontossággal jelezhető előre a hazai vállalkozások csődje az azt megelőző egy, két, illetve három évvel korábbi éves beszámolók adatai alapján. A kutatási kérdés megválaszolásához egy, a hazai szakirodalomban még kevésbé elterjedt nem paraméteres módszer: a k legközelebbi szomszéd eljárást alkalmazza a szerző. A tanulmány külön figyelmet szentel a legjobb előrejelző teljesítmény elérését biztosító paraméterek (szomszédok száma, távolságmérték) optimális megválasztására is. A számításokat egy hazai vállalkozásokból álló, ezelemű véletlen minta adatain végezték el. Nemzetközi kutatási eredmények szerint nagyobb találati arány érhető el, ha a csődmodellek input változói között nemcsak a csőd előtti év adatait használják fel, hanem az azt megelőző 2-3 év pénzügyi mutatóit is. E kérdés vizsgálatát is célul tűzi ki a tanulmány.

Kulcsszavak: csődelőrejelzés, pénzügyi mutatószámok, legközelebbi szomszéd módszere

A vállalatok jövőbeli fizetőképességének, illetve csődjének előrejelzése napjaink egyik legfontosabb üzleti klasszifikációs problémája (Hu – Tseng, 2007). A témakör iránti érdeklődést fokozta a 2008-ban kezdődött gazdasági válság, melynek kitörésében fontos szerepet játszott a hitelkockázatok nem megfelelő becslése (Riberio et al., 2012). Ebből adódóan napjainkban rendkívül fokozott az igény a minél pontosabb csődelőrejelző modellek iránt, amelyek lehetőséget nyújtanak a potenciális csődveszély korai előrejelzésére és az abból eredő veszteségeket minimalizáló döntések meghozatalára (Chen et al., 2013).

Módszertani szempontból a csődelőrejelzés egy bináris klasszifikációs probléma, melynek célja: múltbeli tapasztalatok alapján a jövőre vonatkozóan elkülöníteni a fizetőképes, illetve a fizetésektelen megfigyeléseket. Mivel a vállalatok fizetőképessége pénzügyi fogalom, a csődelőrejelzésben hagyományosan a számviteli információk rendszeréből kinyerhető pénzügyi-számviteli mutatókat használják a megfigyelések jellemzésére. A klasszifikációs feladat megoldására számos többváltozós módszer áll rendelkezésre. Ezek teljesítményé-

nek összehasonlítása képezi a csődelőrejelzés kutatásának fő áramát.

A vállalatok jövőbeli fizetőképességének előrejelzése azonban nem csak módszertani kérdés. Általános probléma az input változók körében felhasznált pénzügyi-számviteli mutatók múltorientációja, amely miatt a modellek alkalmazhatósága korlátozott (Lin et al., 2014). Ebből adódóan fontos kutatási irány a pénzügyi mutatókban rejlő információtartalom minél nagyobb kihasználása. Ez ugyanis az alkalmazott módszertől függetlenül teheti lehetővé az elérhető találati arány¹ növekedését.

Általános gyakorlatnak mondható a csődelőrejelzésben, hogy a modellek magyarázó változói között kizárólag a csődöt közvetlenül megelőző év adatait használják fel. Emiatt ezek a kutatások csak a vizsgált vállalatok statikus pénzügyi helyzetét veszik alapul (Chen et al., 2013). Jelen tanulmány feltevése szerint azonban érdemes figyelmet szentelni a vállalati gazdálkodás folyamatjellegének, melyből adódóan a fizetésektelenség nem egy hirtelen esemény, hanem egy hosszabb-rövidebb pénzügyi problémákkal jelle-

VEZETÉSTUDOMÁNY

mezhető időszak végső kimenetele. Ezt alapul véve azonban feltételezhető, hogy releváns információval bírnak a csődöt megelőző 2-3 év beszámolóinak adatai is.

A csődelőrejelző modelleket gyakran nevezik korai előrejelző rendszereknek, melyek célja felhívni a döntéshozók figyelmét a potenciális csődvészély jelenlétére. Szintén általános megközelítés, hogy az előrejelzés rövid távú (legfeljebb egy év). Kérdéses azonban, hogy ez az idő elégséges-e a csődvészély elhárítására, illetve amennyiben nem, akkor a fizetésektől eredő költségek minimalizálását lehetővé tevő döntések meghozatalára.

A nemzetközi szakirodalom e rövid táv alkalmazását a csődelőrejelzés úttörő kutatóinak eredményeivel (Beaver, 1966; Altman, 1968) indokolja. Az idézett szerzők ugyanis azt találták, hogy a csődöt közvetlenül megelőző év adatai bírnak a legnagyobb diszkrimináló erővel a fizetőképessé és a fizetésektől mentes vállalatok körében, e diszkrimináló erő azonban a csődtől időben távolodva folyamatosan csökken. A témakör hazai tudományos kutatása is ezt a megközelítést adaptálta, azonban ismereteim szerint ezt magyar vállalatok adatain alapuló empirikus kutatási eredmény nem támasztja alá. Ezt a hiányt kívánja pótolni a tanulmány, melynek fő kérdésfeltevése, hogy milyen találati aránnyal jelezhető előre a hazai vállalkozások fizetésektől mentesége az azt megelőző egy, két, illetve három évvel korábbi adatok alapján.

A szerző tudomása szerint szintén nem vizsgálta még publikált kutatás magyar vállalkozások adatain annak lehetőségét sem, hogy a csődöt megelőző három év változóhalmazait egyszerre – ún. több időszakos csődelőrejelző modellekben – alkalmazva milyen találati arány érhető el. A vizsgálat alapja, hogy nemzetközi kutatási eredmények szerint ezzel a megközelítéssel a modellek előrejelző teljesítménye növelhető ahhoz képest, amikor csak a csődöt közvetlenül megelőző év adatait használják fel az input változók körében.

A cikk második célkitűzése egy, a hazai szakirodalomban kevésbé elterjedt módszer: a k legközelebbi szomszéd eljárás elméleti alapjainak, illetve alkalmazásának bemutatása abban a reményben, hogy egyszerűségének köszönhetően a jövőben nagyobb teret nyer majd a klasszifikációs jellegű vezetői döntéseket támogató eljárások körében. Terjedelmi korlátok miatt a tanulmány nem tér ki a más klasszifikációs eljárásokkal elérhető eredményekkel történő összevetésre. Erre vonatkozóan a nemzetközi szakirodalomból például Brown – Mues (2012)² munkáját, illetve a következő szakaszban hivatkozott tanulmányokat ajánlom az olvasó figyelmébe.

A cikkben bemutatott empirikus vizsgálat ezer hazai vállalkozás adataiból álló véletlen mintán alapul. A mintavétel során nem alkalmaztam iparágra vagy méretre vonatkozó korlátozást. Ebből adódóan a minta rendkívül heterogén, ami nem teszi lehetővé gyakorlati alkalmazásra optimalizált csődelőrejelző felállítását; véleményem szerint azonban megfelel egy olyan kísérleti kutatás megvalósítására, melynek következtetései hasznosak lehetnek a gyakorlati modellezők, illetve döntéshozók számára.

A tanulmány második szakaszában bemutatom a kutatás szempontjából releváns hazai és nemzetközi publikációkat. A harmadik szakasz röviden ismerteti a k legközelebbi szomszéd módszerének elméleti alapjait. A negyedik szakaszban az empirikus vizsgálatban felhasznált adatokat és az alkalmazott kutatási módszereket mutatom be. Az ötödik szakaszban az empirikus kutatási eredmények olvashatók. A hatodik, zárórész összefoglalja a tanulmányból levonható főbb következtetéseket, melyek alapot jelenthetnek további kutatások számára.

Szakirodalmi áttekintés

A csődelőrejelzés tudományos kutatásának kezdete az 1960-as évekre nyúlik vissza. A tudományterület fejlődéstörténetét a Vezetéstudomány olvasói Virág (2004) munkájából ismerhetik. E fejlődéstörténetet azonban jelentősen befolyásolta a klasszifikációra alkalmas többváltozós módszerek és az azt támogató informatika korszerűsödése. A dinamikus technikai fejlődésnek köszönhetően hasonló ütemben növekszik a csődelőrejelzés témakörében megjelenő tudományos publikációk száma is, melyek témája leggyakrabban a különböző klasszifikációs eljárások teljesítményének összevetése. Du Jardin (2010) kutatása szerint az elmúlt ötven évben több mint ötszáz különböző módszert alkalmaztak a vállalatok jövőbeli fizetőképességének előrejelzésére. Májig nincs azonban konszenzus arról, hogy egyértelműen hatékonyabbnak tekinthető-e valamelyik eljárás a többihez képest. Gyakori eset, hogy egy adott kutatási területen eredményes eljárás más kérdés megválaszolására kapcsán gyengébb teljesítményt nyújt (Oreski et al., 2012). Emiatt napjainkban egyre gyakrabban jelennek meg olyan publikációk, amelyek nem módszertani oldalról igyekeznek javítani a csődelőrejelző találati arányát, hanem a tudományterület olyan egyéb aspektusaira helyezik a hangsúlyt, mint például az adatok modellezésre történő előkészítése, a kiugró értékek szűrése (García et al., 2012), vagy a releváns változók szelekciója (Nikolic et al., 2013) – csak néhányat említve a számos alternatív kutatási irány közül.

Mindezek a folyamatok nyomon követhetők a csőd-előrejelzés hazai szakirodalmában is. Az első hazai csődmodell adatbázisán számos kísérleti kutatást végeztek Virág Miklós és szerzőtársai. A csőd-előrejelzés területén hazánkban először Virág – Kristóf (2005) alkalmaztak neurális hálókat, amelyek az emberi agy működését modellezve képesek a magyarázó változók és a csődesemény későbbi bekövetkezése között tapasztalható – jellemzően nem lineáris – kapcsolatrendszer feltárására anélkül, hogy a vizsgált adatokkal szemben bármilyen előzetes feltevéssel élnének. Az eljárás gyakorlati alkalmazását nehezíti, hogy nem mutatják be a függő és a független változók közti oksági kapcsolatokat (Lee – Choi, 2013), további problémát jelent, hogy nem garantálható, hogy az eljárás tanítási folyamata ne lokális minimumnál álljon le (Blanco et al., 2013).

Az utóbbi problémát igyekszik orvosolni az SVM (support vector machine) eljárás, amely a strukturális kockázat minimalizálásának elvére épül, így a módszer eredményeképp adódó klasszifikációs megoldásban nem merül fel a lokális minimum problémája. Ennek köszönhetően az eljárás jellemzően felülmúlja a neurális hálókkal elérhető találati arányt, amely miatt az SVM-módszert a legkorszerűbb és leghatékonyabb klasszifikációs technikának tekintik a csőd-előrejelzés nemzetközi szakirodalmában (Riberio et al., 2012). Az eljárást az első hazai csődmodell adatbázisán Virág – Nyitrai (2013) is alkalmazták. Eredményeik – a szakirodalmi tapasztalatokkal összhangban – felülmúlták a neurális hálókkal felállított modellek találati arányát.

A csőd-előrejelzés mainstream kutatási irányát napjainkban a módszerkombinációk, illetve a módszerek sokszoros (ensemble) alkalmazása jellemzi. Előbbire a hazai szakirodalmában is találunk példát. Virág – Kristóf (2009) kismintás elemzésében a többdimenziós skálázás és a logisztikus regresszió együttes alkalmazásával érték el kiemelkedő besorolási pontosságot. Utóbbi napjaink aktuális kutatási területe, melyben bármely klasszifikációs módszert alkalmazhatjuk. A csőd-előrejelzésben leggyakrabban alkalmazott módszerek sokszoros alkalmazás mellett teljesítményét vizsgálta Marqués et al. (2012). Az idézett szerzők e körbe sorolják a legközelebbi szomszéd módszerét is, amely egy nem paraméteres adatbányászati eljárás, ami nemzetközi kutatási eredmények alapján felveszi a versenyt a bonyolultabb módszerek teljesítményével (lásd például Paleologo et al., 2010; Gaganis, 2009; Gaganis et al., 2007; Ioannidis et al., 2010 stb. munkáit). Előnye, hogy mindössze egyetlen, véges számú lehetséges értékkel bíró paramétere van, amelyet optimalizálni szükséges az alkalmazása során. Ebből adódóan egyszerű és relatíve megbízható klasszifikációs módszerről van szó,

mely a hazai szakirodalmában még kevésbé elterjedt. Az eljárás lényegét, előnyös és hátrányos sajátosságait a következő szakasz ismerteti részletesebben.

A tudományterület alternatív kutatási irányai nem módszertani oldalról igyekeznek a modellek teljesítményének növelésére. A legtöbb klasszifikációs eljárás hatékonyságát csökkenti a kiugró értékekkel bíró megfigyelések jelenléte, így azok megfelelő kezelése kulcsfontosságú lehet a csődmodellek teljesítménye szempontjából. Ebből adódóan fontos figyelmet fordítani az adatok modellezésre történő előkészítésére, amely sokszor nehezebb feladat, mint maga a modellezés (Kristóf – Virág, 2012).

Az eddig hivatkozott művek mindegyikében közös, hogy a modellek input változói körében csak a csőd előtti legutolsó lezárt üzleti év adatait használják, amelyek vitathatatlanul a leginformatívabbak a csőd előrejelzése szempontjából (Berg, 2007). A megközelítés problémája, hogy ezzel csak egy statikus helyzetkép áll a modell rendelkezésére a megfigyelt vállalkozások pénzügyi helyzetéről (Chen et al., 2013), emiatt pedig nem veszik figyelembe a vállalati gazdálkodás folyamatjellegét, melyet az egymást követő évek pénzügyi mutatóinak időbeli alakulásával jellemezhetünk. Az előbb idézett szerzők ezt az időbeli folyamatot szemlélítették önszerveződő térképek alkalmazásával. Korábban pedig Du Jardin – Séverin (2012) tett kísérletet az e módszerrel vizualizált „csődutak” klasszifikációjára. Az idézett szerzők empirikus kutatási eredményei megalapozzák a dinamikus csődmodellek létjogosultságát, mivel eredményeik elérték és több esetben meg is haladták a statikus modellekkel adódott klasszifikációs teljesítményt.

Hasonló következtetésre jutott Berg (2007), aki azt vizsgálta, hogy a csődöt közvetlenül megelőző év adataira épített csődmodell előrejelző képességét felülmúlja-e egy olyan modell, amely a csőd előtti három év pénzügyi mutatóit is tartalmazza. Az idézett szerző norvég vállalatok adatain végzett empirikus kutatást, melynek során vizsgálta a csőd előtti 1-3 évek pénzügyi mutatóinak diszkrimináló erejét. Az eredmények arra engedtek következtetni, hogy a csőd előtti év adataira épített csődmodellek jóval pontosabb előrejelzést tesznek lehetővé, mint a csőd előtti második és harmadik év mutatói, amely összhangban van a korábbi kutatási eredményekkel. A szerző azonban kísérletet tett a csőd előtti 1-3 év mutatóinak együttes modellbe építésére is. Az így kapott modell előrejelző képességét a mintavételen kívüli időszak adatain tesztelve stabilabb előrejelző teljesítmény adódott, mint azon modellek esetén, amelyeket csak a csőd előtti legutolsó év adatain állítottak fel.

VEZETÉSTUDOMÁNY

A k legközelebbi szomszéd módszere

Az eljárás klasszifikációs és regressziós feladatok megoldására egyaránt használható. Klasszifikáció esetén a módszer legegyszerűbb változata az egyes megfigyeléseket ahhoz a csoporthoz sorolja, amelybe a vizsgált megfigyelés k darab legközelebbi szomszédjának többsége tartozik (García et al., 2012).

Az eljárás a nem paraméteres statisztikai módszerek csoportjába sorolható: alkalmazása nem feltételez előzetes függvényformát, továbbá nem igényli a vizsgálni kívánt sokaság vonatkozásában paraméterek (átlag, szórás stb.) becslését. Az alkalmazásához szükséges mintaméret szempontjából javasolt, hogy a modellezéshez használt minta elemszáma kellően nagy legyen ahhoz, hogy a vizsgált csoportok kellő számban képviseltetve legyenek a tanuló mintában. Tartózkodni érdemes azonban a túlságosan nagyméretű adathalmazok alkalmazásától, ugyanis azok használata jelentősen növelheti a modell felállításának számításgényét, ami nem szükségszerűen jár együtt a modell teljesítményének javulásával.

A módszer alkalmazásához szükséges, hogy valamilyen módon mérjük az egyes megfigyelések közti távolságot. Erre a célra leggyakrabban az euklideszi, a Csebisev- és a Manhattan-távolságot használják. E távolságmértékek számításmódja rendre az alábbi:

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad \max_i (|p_i - q_i|) \quad \sum_{i=1}^n |p_i - q_i|$$

ahol

p és q a két vizsgált megfigyelés
i a megfigyelések egyes tulajdonságait jelöli.

A csődelőrejelzés vonatkozásában a p és a q két változatot, az i pedig az egyes pénzügyi mutatókat jelenti. A három távolságmérték alapvetően két szempontból különbözik. Az euklideszi és a Manhattan-távolság valamennyi változónál figyelembe veszi a két megfigyelés különbözőségét, míg a Csebisev-távolság két megfigyelés távolságát csak azon változó értékére alapozza, amelyben a leginkább eltér a két megfigyelés. A másik fontos különbség, hogy míg a Csebisev- és a Manhattan-távolság a megfigyelt értékek eltéréseinek abszolút értékét veszi alapul, addig az euklideszi távolság a különbségek négyzetösszegét tekinti – nagyobb súlyt adva ezzel a nagyobb eltéréseknek a távolság számítása során.

Az eljárás alkalmazása során a modellező választhat, hogy mely távolságmértéket kívánja alkalmazni. Erre vonatkozóan azonban nincs szakirodalmi iránymutatás. Ezt követően meghatározásra kerül az összes megfigyelés egymáshoz viszonyított távolságait tartalmazó távolságmátrix. Egy adott megfigyelés szomszédjait azok a megfigyelések alkotják, akik a távolságmátrix értékei alapján a legközelebb vannak a vizsgált elemhez. Az eljárás alkalmazásakor a modellezőnek kell eldönteni, hogy a besorolás során a legközelebbi szomszédok közül hányat vegyen a módszer figyelembe. Szélsőséges esetben ez lehet egy, ami azt jelenti, hogy minden megfigyelés abba a csoportba kerül besorolásra, amelybe a hozzá legközelebb eső megfigyelés tartozik. Ez a választás azonban általában túltanult modelleket eredményez a gyakorlatban, amelyek a tanuló mintát akár hiba nélkül minősíthetik, de mintán kívüli megfigyeléseken jóval gyengébb teljesítményt mutatnak. Emiatt a figyelembe veendő legközelebbi szomszédok k darabszámát érdemes nagyobbak választani, de a szakirodalom ebben a tekintetben sem nyújt egyértelmű iránymutatást, így azt érdemes a klasszifikációs feladatnak, illetve a minta méretének megfelelően optimalizálni.

Fontos szempont, hogy amennyiben a figyelembe vett szomszédok száma egynél nagyobb, akkor az eljárás a többségi szavazás elvét alkalmazza, azaz a besorolás abba a csoportba történik, ahová a k legközelebbi szomszéd többsége tartozik. Ebben a tekintetben problémát jelenthetnek a kiugró értékek, amelyek csökkenthetik a módszer megbízhatóságát. Emiatt célszerű lehet eltérni az „egy megfigyelés – egy szavazat” elvtől, és az egyes szomszédok szavazatának mértékét a minősíteni kívánt megfigyeléstől vett távolsággal arányosan figyelembe venni. Tehát praktikus lehet, ha az egyes szomszédok olyan súllyal vesznek részt a besorolás meghatározásában, amilyen közel vannak a minősítendő megfigyeléshez. Ez lényegében azt jelenti, hogy a végső klasszifikációt a besorolandó vállalathoz legközelebbi (azaz leghasonlóbb) vállalatok csoportba sorolása határozza meg a legnagyobb mértékben; a távolabbi szomszédok pedig csak kisebb súllyal vannak jelen a minősítés meghatározása során. Ez a megközelítés megoldást nyújt arra a problémára, ami a ferde eloszlású adatok esetén ahhoz vezet, hogy az eljárás hajlamos a többségi csoportba sorolni az újabb megfigyeléseket azok nagyobb számossága miatt.

A súlyozott többségi szavazás elve lehetőséget teremt az outlier megfigyelések torzító hatásának mérséklésére is. A kiugró megfigyelések kezelésére az eljárás keretein belül további lehetőséget nyújt a minősítésben figyelembe vett szomszédok számának (k)

meghatározása, melyre vonatkozóan nincs objektív iránymutatás a szakirodalomban, így azt empirikusan szükséges optimalizálni, amire a tanulmány is kísérletet tesz.

Az előnyös tulajdonságok mellett szót kell ejteni a k legközelebbi szomszéd eljárás hátrányairól is:

- érzékeny az adatok lokális struktúrájára, ami a minél reprezentatívabb minta alkalmazására hívja fel a figyelmet.: ha ugyanis a tanulmány mintában rendelkezésre álló megfigyelések nem fedik le kellőképp a teret, akkor a vizsgálni kívánt sokaság mintában nem (vagy nem elegendő elemszámmal) képviselt tagjai nagy valószínűséggel rossz csoportba kerülnek besorolásra,
- különös figyelmet kell fordítani a modellezésben felhasznált magyarázó változók megfelelő kiválasztására, ugyanis az irreleváns változók használata, illetve a fontos magyarázó tényezők kihagyása is jelentősen ronthatja a k legközelebbi szomszéd módszer alkalmazásával elérhető klasszifikációs teljesítményt, így sajnos az eljárás nem képes a statisztikai modellezés során gyakran alkalmazott stepwise, illetve forward elvre építve a legrelevánsabb változók kiválasztására, ezért erre a célra valamely más statisztikai eljárás változószelektív módszerét használják a gyakorlatban (például kétmintás t-próba, logisztikus regresszió, diszkriminanciaanalízis, döntési fák szignifikáns változói),
- fontos említést tenni arról, hogy a módszer bizonyos értelemben „fekete doboznak” tekinthető, ugyanis a k legközelebbi eljárás alkalmazásakor az elemző nem kap választ arra a kérdésre, hogy az egyes magyarázó tényezők milyen súllyal játszottak szerepet a megfigyelések egyik vagy másik csoportba történő besorolásakor. Mindössze annyi állítható, hogy egy konkrét megfigyelés azért soroltatott egyik vagy másik csoportba, mert a hozzá leginkább hasonló k darab megfigyelés többsége is az adott osztályba tartozik. Más szóval a módszer alkalmazásakor a kutató nem kap egy kézzelfogható modellt, amit értelmezni lehetne. Vizuális szemléltetésre is csak abban az esetben van lehetőség, amikor a magyarázó változók száma legfeljebb három. Ekkor ugyanis még egy háromdimenziós térben szemléltethető az egyes megfigyelések klasszifikációja. Ennél több magyarázó változó esetében azonban grafikus ábrázolásra nincs mód, így ettől a tanulmányban is eltekintek.

A vizsgált adathalmaz és az alkalmazott kutatási módszerek

A minta

A kutatási kérdések megválaszolása céljából saját adatgyűjtésből összeállításra került egy ezerelemű minta, mely 50-50%-os arányban tartalmaz fizetőképes és fizetésektelen vállalatokat. Ebből adódóan a minta nem tekinthető reprezentatívnak, amely általánosnak mondható a csődelőrejelzésben. A csődös cégek felülreprezentálása azzal magyarázható, hogy a gépi tanulásra épülő adatbányászati eljárások egyenlőtlen megoszlás esetén hajlamosak a domináns csoport sajátosságaira specializálódni (Horta – Camanho, 2013), ami a csődelőrejelzésben a fizetésektelen vállalkozások túlságosan alacsony találati arányát eredményezheti. A mintavétel során azok a vállalkozások minősültek fizetésektelennek, amelyek a Cégjegyzékben a mintavétel időpontjában csőd vagy felszámolási eljárás alatt álltak.

A mintavétel során érvényesített szempontok:

1. Csak olyan megfigyelések kerültek be a mintába, amelyek adatai legalább három évre visszamenőleg hozzáférhetőek voltak a Közigazgatási és Igazságügyi Minisztérium Céginformációs és az Elektronikus Cégeljárásban Közreműködő Szolgálatának internetes oldalán³. E mintavételi szempont alkalmazását az indokolja, hogy lehetőség szerint kiszűrésre kerüljenek a nagyon fiatal vállalkozások, amelyek a kezdeti nehézségek miatt gyakran jobban hasonlítanak az idősebb, de fizetésektelen vállalkozásokra, mint a működőkre (Du Jardin, 2010).
2. Kimaradtak a mintából az olyan megfigyelések, amelyek legalább két egymást követő évben nem realizáltak árbevételt. Ennek oka, hogy az ilyen vállalkozások vélhetően nem folytatnak érdemi gazdálkodást, így mintába kerülésüknek torzító hatása lenne a modellek eredményeire.

Du Jardin (2010) szerint a csődelőrejelzésben gyakran alkalmazott megközelítés azon pénzügyi mutatók használata magyarázó változóként, amelyek más tanulmányokban eredményesnek bizonyultak. E tanulmány is ezt a megközelítést alkalmazza. Az input változók kiválasztása során az első hazai csődmodell változóit (részletesen lásd pl. Kristóf [2005]) és saját megfontolásaimat vettem figyelembe. A kiszámított 17 mutató nevét és számítás módját mutatja az 1. táblázat. A mutatószámok tartalmát részletesen Virág et al. (2013) tárgyalja. Az egyes mutatók számítása során az egyes mérlegtételeket, illetve az eredménykimutatás érintett sorait azok fordulónapi záróértékükön vettem figyelembe.

VEZETÉSTUDOMÁNY

Az empirikus vizsgálatban felhasznált mutatószámok neve és számítás módja

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+értékcsökkenési leírás)/kötelezettségek
Cash flow/rövid lejáratú kötelezettségek	(Adózás utáni eredmény+értékcsökkenési 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
Árbevétele-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

A csődmodellekben gyakran használt mutatószámok közé tartozik a sajáttőke-arányos nyereség, amely gyakran veti fel a kettős negatív osztás problémáját (Kristóf, 2008). A probléma kezelésére nincs egyértelműen preferált megoldás a szakirodalomban, ezért e mutató nem került figyelembevételre a számítások során.

A hányados típusú mutatószámok másik jellemző problémája akkor merül fel, amikor a hányados nevezőjében nulla érték adódik. E problémát a gyakorlatban gyakran kezelik úgy, hogy az ilyen adatokat hiányzó értéknek tekintik, melyeket a többi megfigyelés valamilyen középértékével, vagy azok valamelyik szélső percentilisével helyettesítik. Véleményem szerint azonban e megközelítés nem feltétlenül visz konzisztens értéket a csődelőrejelző modellekbe. A tanulmányban alkalmazott megoldás a következő példával illusztrálható. Tekintsünk egy olyan vállalkozást, amely rövid lejáratú kötelezettségeit mindig azonnal, vagy jellemzően minden évben a mérleg fordulónapját közvetlenül megelőzően teljesíti, ebből adódóan a mérleg fordulónapján nem rendelkezik rövid lejáratú kötelezettséggel, ami lehetetlenné teszi a likviditási ráta kalkulációját. Tételezzük fel, hogy a példában szereplő vállalkozás jelentős forgóeszköz-állománnyal is rendelkezik, ami lehetővé teszi számára, hogy egy később felmerülő esetleges „likviditási sokkot” képes le-

gyen finanszírozni. Ha egy ilyen vállalkozás likviditási rátáját a mintában szereplő többi megfigyelés átlagával helyettesítenénk, akkor a megfigyelést a modell átlagos likviditású vállalkozásnak tekintené, ami az adatai alapján nem helytálló.

A másik lehetőség: valamely szélső percentilissel történő helyettesítés, amely már konzisztensebb információt visz a modellbe, de ekkor azonban mintaszpecifikus, hogy egy konkrét mutatószám mivel kerül helyettesítésre. A fenti okfejtésből kiindulva az adatok előkészítése során azt a megoldást alkalmaztam, hogy azokban az esetekben, ahol a nevező értéke nulla lenne, a nullaértéket 1-gyel helyettesítettem. Így a példában szereplő vállalat likviditási rátája egy meglehetősen nagy értéket vesz fel, jelezve, hogy a vállalat likviditása rendkívül magas.

A fenti szempontok alapján végrehajtott mintavétel eredményeképp rendelkezésre áll egy ezer hazai vállalkozás pénzügyi mutatóiból álló adatbázis, amely a mintába került megfigyelések 2001–2012. üzleti évekre vonatkozó adatait tartalmazza hároméves időszakra visszamenőleg. A minta véletlen jellegéből adódóan rendkívül heterogén; tartalmaz meglehetősen alacsony eszközállománnyal jellemezhető mikrovállalkozásokat, valamint közepes és nagyvállalatokat egyaránt. A tevékenységi körökben a minta hasonlóan heterogén, melyben a gazdaság valamennyi fontosabb részterülete

képviselteti magát (mezőgazdaság, ipar, kereskedelem, informatika stb.). Ebből adódóan a következő szakaszban bemutatott elemzések eredményei nem alkalmasak gyakorlati csőd-előrejelzésre, azonban az elemzésből levonható következtetések a szerző reményei szerint hasznosak lehetnek a további kutatások, valamint a gyakorlati csődmodellezés szempontjából.

A kutatási módszerek

Az előbb bemutatott minta adatai alapján először arra a kérdésre keressük a választ, hogy a csőd, illetve felszámolási eljárás megkezdését megelőző egy, kettő és három évvel korábbi pénzügyi mutatók milyen találati aránnyal képesek a jövőbeli fizetéseképtelenség előrejelzésére a k legközelebbi szomszéd módszerének alkalmazásával.

A módszertan ismertetése során bemutatásra került, hogy az eljárás során lehetőség van arra, hogy a modellező meghatározza azt a mérőszámot, amellyel a megfigyelések közti távolságot mérni kívánja, illetve a besorolás során figyelembe venni kívánt szomszédok számát, melyekre vonatkozóan az elmélet nem ad egyértelmű iránymutatást. A tanulmány ezt a hiányt igyekszik pótolni azzal, hogy a harmadik szakaszban bemutatott mindhárom távolságmértéket alkalmazza annak érdekében, hogy megvizsgálja, melyik távolságmérték használatával adódik a legpontosabb előrejelző modell. Emellett megvizsgáltam azt is, hogyan érdemes megválasztani a legközelebbi szomszédok számát az előrejelző teljesítmény maximalizálása érdekében. A cikk a k lehetséges értékeit egy és száz között vizsgálta.

A modellek pontosságát azok találati arányával mértem, amely a helyesen klasszifikált megfigyelések aránya az összes megfigyeléshez viszonyítva. A felállított modellek előrejelző képességének becslése érdekében a mintát 80-20 %-os arányban osztottam fel tanuló és tesztelő mintára. Előbbi a paraméterek optimalizálását és a modell felállítását szolgálja, utóbbi pedig az előrejelző képesség értékelését.

A legjobb előrejelző teljesítményt biztosító paraméterek meghatározása céljából a szakirodalomban általánosan elterjedt tízszeres keresztvalidációs eljárást alkalmaztam. Ennek lényege, hogy a tanuló mintát tíz egyenlő részre osztottam fel, melyek közül kilenc rész adatait a vizsgált paraméter-kombináció mellett alkalmaztam a k legközelebbi szomszéd módszerét, melynek pontosságát a kihagyott részen elért találati aránnyal jellemeztem oly módon, hogy a minta minden egyes tizede szerepelt egyszer a tesztelő mintarészlet szerepében. Ezt követően a tíz tesztelő mintarészleten kapott találati arány átlagaként meghatároztam a mo-

dell előrejelző képességét a vizsgált paraméter-kombináció (távolságmérték, szomszédok száma) alkalmazása mellett.

A bemutatott eljárás azt jelenti, hogy a vizsgált 3 távolságmérték és a szomszédok lehetséges száma (1-től 100-ig) alapján összesen 300 paraméter-kombinációt alkalmaztam, melyek közül azt alkalmaztam a teljes minta 20%-át kitevő tesztelőmintán, amelyik a keresztvalidációs eljárásban a legjobb előrejelző teljesítményt mutatta.

Ugyan a mintában 17 pénzügyi mutató értékei állnak rendelkezésre, azok mindegyikét nem célszerű a modellezés során szerepeltetni, mivel az irreleváns változók jelenléte gyengíti az adatbányászati modellek teljesítményét (Wang et al., 2014). A szakirodalomban számos módszert dolgoztak ki a modellezés szempontjából releváns változók hatékony szelekciója szempontjából. Ennek ellenére gyakran még napjainkban is a legegyszerűbb kétmintás t próba alapján szignifikáns eltérést mutató változókat szerepeltetik a csődmodell input változóinak körében. Ez egyrészt a módszer egyszerűségével és gyorsaságával magyarázható, másrészt tudományos érv is szól az eljárás alkalmazása mellett: Tsai (2009) a leggyakrabban alkalmazott változószelekciós módszerekkel felállított modellek pontosságát vetette össze öt különböző adathalmazon a neurális hálók kapcsán.⁴

Eredményei szerint a kétmintás t próba eredménye alapján szignifikánsan különböző változókra épített modellek mutatták a legjobb előrejelző teljesítményt. Fontos megjegyezni, hogy a kétmintás t próba alkalmazási feltételei (normális eloszlás, azonos szóródás, függetlenség) a tanulmányban alkalmazott pénzügyi mutatószámok esetén jellemzően nem teljesülnek. Ennek ellenére számos példa található a nemzetközi szakirodalomban, ahol ezt a módszert használják a releváns magyarázó tényezők szűrésére, illetve a különböző módszerekkel kapott eredmények szignifikáns különbségének vizsgálatára.

A fentiekből adódóan a tanulmányban is a kétmintás t próbát alkalmaztuk. A k legközelebbi szomszéd módszerének használata során azokat a változókat vetjük figyelembe, amelyek 5%-os szignifikanciaszinten érdemi eltérést mutattak a csődös és a működő vállalatok körében. A számításokat elvégeztem 10, illetve 20%-os szignifikanciaszint alkalmazásával is, de mivel a legjobb eredmények 5%-os szignifikanciaszint mellett adódtak, így a következő szakaszban csak azokat az eredményeket mutatom be, amelyek azon változók alkalmazásával adódtak, amelyek 5%-os szinten szignifikáns különbséget mutattak a kétmintás t próba alapján.

VEZETÉSTUDOMÁNY

Az empirikus vizsgálat eredményei

A 2. táblázat azokat a változókat mutatja, amelyek 5%-os szinten szignifikáns különbséget mutattak a csődös és a működő vállalatok körében a kétmintás t próba alapján. A csődesemény bekövetkezésének évét t-vel jelölve az azt megelőző 1-3 évet a táblázatban rendre, t-1, t-2 és t-3 jelöli.

2. táblázat

A vizsgált években szignifikáns különbséget mutató pénzügyi mutatók

Mutató neve	t-1	t-2	t-3
Pénzeszközök aránya	x	x	x
Saját tőke aránya	x		
Követelések forgási ideje	x	x	
Eladósodottság	x		
Eszközarányos eredmény	x		
Méret		x	x
Likviditási gyorsráta		x	
Követelések/rövid lejáratú kötelezettségek		x	
Likviditási ráta			x
Eszközök forgási sebessége			x

Tekintettel arra, hogy a szerző tudomása szerint hazai vállalatok körében hasonló vizsgálatot még nem publikáltak, vessünk néhány pillantást a táblázatban közölt eredményekre. Szembetűnő, hogy a csőd előtti mindhárom évben szignifikáns különbséget mutat a pénzeszközök aránya, ami megerősíti azt a feltételezést, hogy a hazai vállalkozások csődje nem váratlanul és előjel nélkül bekövetkező esemény. Az eredmények arra utalnak, hogy a potenciális csődveszélyben lévő hazai vállalkozások már a csőd előtt három évvel szignifikánsan különböző pénzeszközarányjal jellemezhetők, mint a működő vállalkozások.

A követelések forgási ideje a csőd előtti első és második évben mutatott szignifikáns különbséget a két csoportban, a vizsgált vállalkozások mérete pedig csak a csőd előtti második és harmadik évben. Érdekes megfigyelni, hogy az egyes években a szignifikáns változók köre jelentősen különbözik, ami arra utal, hogy hazai viszonyok közt beszélhetünk a csőd rövid (egy év) és hosszú távú előrejelző mutatóiról. Ebben a tekintetben meglepő eredmény, hogy a közvetlenül a csőd előtti év adataira épülő csődmodellek szinte mindegyikében szignifikánsak a likviditási ráták. Esetünkben azonban csak hosszabb (2-3 éves) időtávon mutattak szignifikáns különbséget ezek a mutatók.

Az egyes évek szignifikáns változói az előző szakaszban bemutatott modellezési módszer alkalmazásával a k legközelebbi szomszéd módszerét használva meghatározásra kerültek a legjobb előrejelző teljesítményt biztosító paraméterek (szomszédok száma, távolságmérték), melyeket az érintett modellek tanuló és tesztelő mintáin elért találati arányával⁵ együtt a 3. táblázat mutatja be.

3. táblázat

A csőd előtti 1-3 év adatain becslött modellek besorolási pontossága

	t-1	t-2	t-3	Több időszakos modell
Tanuló minta (%)	77,8	69,3	64,1	77,8
Tesztelő minta (%)	76,5	67,5	67,5	80
Távolságmérték	Csebisev	Manhattan	Manhattan	Manhattan
k	82	77	25	77

Az eredmények megerősítik a nemzetközi szakirodalomban olvasható eredményeket, mely szerint a csőd előtti 1-3 év változói közül a csődöt közvetlenül megelőző év adataira építhető a legmegbízhatóbb csődmodell. Határozottan gyengébb, de a véletlen találgatást érdemben meghaladó találati aránnyal jellemzik a csőd előtti második és harmadik év változóira épített modelleket.

A 3. táblázat eredményeiből látható, hogy a vizsgált három évből két esetben a Manhattan-távolság mértéke adta a legjobb előrejelző teljesítményt, a csőd előtti év esetében pedig a Csebisev-távolság. Ez meglepő eredmény, ugyanis a legtöbb adatbányászati szoftverben alapértelmezett beállítás az euklideszi távolság, melynek alkalmazása a nemzetközi szakirodalomban is általánosan elterjedt. Hazai vállalkozások esetében azonban egyetlen esetben sem volt célszerű az euklideszi távolság használata az előrejelző képessége maximalizálása szempontjából.

A szomszédok optimális számánál azt láthatjuk, hogy a csőd előtti első és második évben több, míg a harmadik évben jóval kevesebb szomszéd csoporttag-ságát érdemes figyelembe venni a minősítés meghatározásánál a lehető legjobb előrejelző teljesítmény elérése érdekében.

Tekintettel arra, hogy az eredmények sem az alkalmazott távolságmértékben, sem a szomszédok számának nagyságrendjében nem tekinthetők robusztusnak, a paraméterek optimális értékeinek meghatározása további kutatást igénylő kérdésnek tekinthető.

A tanulmánynak célja volt, Berg (2007) munkáját alapul véve, annak vizsgálata is, hogy milyen előrejelző képességgel jellemezhető az a modell, amely a csőd előtti 1-3 évek pénzügyi mutatóit szimultán tartalmazza. A korábban bemutatott paraméter-optimalizációs eljárás eredményeképp azt láthatjuk, hogy a hazai adatokon végzett kutatás eredményei a nemzetközi szakirodalomban olvashatóval azonos következtetést engednek levonni, ugyanis a több időszakos modell előrejelző képessége számottevő mértékben meghaladta azon modell találati arányát, amely csak a csőd előtti legutolsó év adatait tartalmazta. Ez pedig arra utal, hogy a statikus csődmodellek helyett a gyakorlatban érdemes lehet a pénzügyi mutatószámok időbeli trendjét is figyelembe venni a minél jobb előrejelző képesség elérése érdekében.

Összegzés

A tanulmány fő kérdésfeltevése az volt, hogy milyen találati aránnyal jelezhető előre a hazai vállalkozások jövőbeli fizetéseképtelensége a csőd előtti 1-3 év pénzügyi-számviteli mutatóira épített csődelőrejelző modellek segítségével a k legközelebbi szomszéd módszerének alkalmazása mellett.

A cikk ismertette a klasszifikációs módszer elméleti alapjait, valamint külön figyelmet szentelt az eljárás alkalmazása során a paraméterek (szomszédok száma, távolságmérték) optimalizálására az előrejelző képesség maximalizálása szempontjából.

Az empirikus vizsgálatokat egy saját adatgyűjtésből származó ezerelemű minta adatai alapján végeztem, amely 50%-os arányban tartalmazott fizetőképessé és fizetéseképtelen vállalkozásokat. A bemutatott kutatási eredmények összhangot mutattak a nemzetközi publikációkban olvasható eredményekkel.

Külön vizsgálva a csőd előtti első, második és harmadik év pénzügyi mutatóit, megállapítható, hogy a pénzeszközök aránya egy olyan mutató, amely már három évvel a fizetéseképtelenség bekövetkezése előtt szignifikánsan különbözik a csődös és a működő vállalatok körében. Ez arra utal, hogy a hazai vállalkozások csődjét egy hosszabb-rövidebb pénzügyi problémákkal jellemezhető időszak előzi meg, melynek alaposabb elemzése egy későbbi kutatás tárgya lehet.

Az eredmények arra is rámutattak, hogy bizonyos mutatószámok inkább rövid távon (1 éven belül), míg mások hosszabb távon (2-3 év) adnak korai figyelmeztető jelzéseket a hazai vállalkozások potenciális csődveszélyére vonatkozóan. Az egyes években szignifikánsan különböző mutatók felhasználásával a k legközelebbi szomszéd módszerét alkalmaztam.

A modellezés során törekedtem a legjobb előrejelző teljesítményt lehetővé tevő paraméterek (szomszédok száma, távolságmérték) meghatározására. Tekintettel arra, hogy azok nem mutattak robusztus eredményt, érdemes e paramétereket minden esetben a klasszifikációs feladatnak megfelelően optimalizálni.

Az elvégzett számítások alapján megállapítható, hogy a magyar vállalkozások esetén is a csődöt közvetlenül megelőző év pénzügyi mutatói bírnak legnagyobb információtartalommal a fizetéseképtelenség előrejelzése szempontjából, azonban a csőd előtti 2-3 év adatai alapján is lehetőség van a véletlen találgatást érdemben meghaladó pontosságú csődmodell felállítására. Az eredményből kiindulva kísérletet tettem egy olyan csődmodell felállítására, amelyben egyidejűleg szerepelnek a csőd előtti 1-3 éves időszak szignifikáns változói. Berg (2007) eredményeihez hasonlóan a hazai vállalkozások adatai is meghaladta a „több időszakos” modell találati aránya azon modell besorolási pontosságát, amely csak a csődöt közvetlenül megelőző év mutatóit tartalmazta. Ez az eredmény pedig arra enged következtetni, hogy a pénzügyi mutatók időbeli trendjének, illetve dinamikájának modellbe építése egy ígéretes kutatási irány a csődelőrejelzésben, mely lehetővé teszi a csődmodellek előrejelzési képességének növekedését.

A bemutatott eredmények számos jövőbeli kutatási irányt vetnek fel. Érdemes lehet a bemutatott elemzést a későbbiekben más klasszifikációs módszerek alkalmazásával is elvégezni. Külön vizsgálati terület lehet annak vizsgálata, hogy a különböző változószelekciós eljárások (stepwise logit, diszkriminanciaanalízis stb.) eredményeképp szűrt magyarázó tényezők mellett milyen teljesítményt mutat a legközelebbi szomszéd algoritmus. További vizsgálatot igényel a paraméterek optimális értékének meghatározása is. Ebben a tekintetben az elemzést érdemes lehet leszűkíteni egy-egy konkrét iparágra, vagy a kutatást megismételni a Platt – Platt (1990) által javasolt iparági relatív rátákkal az eredmények robusztusságának vizsgálata céljából.

Lábjegyzet

¹ A modell által helyesen minősített vállalatok aránya az összes megfigyelt vállalat számához viszonyítva.

² Az idézett szerzők több adathalmazon végeztek kutatásokat arra vonatkozóan, hogy a különböző klasszifikációs eljárások teljesítményét – melyet a ROC-görbe alatti területtel mértek – hogyan befolyásolja a csődös megfigyelések arányának változtatása a mintában. Kutatásukban számos módszert alkalmaztak, melyek közt szerepelt a k legközelebbi szomszéd módszere is. Az idézett szerzők eredményei szerint az eljárás hasonlóan magas klasszifikációs teljesítménnyel jellemezhető, mint a csődelőre-

jelzésben általános elterjedt módszerek (logisztikus regresszió, diszkriminanciaanalízis, neurális hálók stb.)

³ <http://e-beszamolo.kim.gov.hu/kereses-Default.aspx>, a letöltés ideje: 2014. február 20.

⁴ A hivatkozott munka a neurális hálók kapcsán vetette össze a különböző változószelekciós eljárások hatékonyságát, így kérdéses, hogy a következtetések mennyiben állják meg a helyüket a k-legelebbi szomszéd módszer vonatkozásában. Erre a kérdésre a tanulmányban terjedelmi okok miatt nem tértem ki, viszont érdekes jövőbeli kutatási irányt jelent annak vizsgálata, hogy mennyiben befolyásolja az eljárás klasszifikációs teljesítményét a különböző módszerekkel szelektált magyarázó változók alkalmazása.

⁵ A modellek találati aránya alatt a helyesen besorolt megfigyelések számát értem az összes megfigyelés számához viszonyítva. Tekintettel arra, hogy a mintában a csődös és a működő megfigyelések azonos arányban vannak jelen, a modell klasszifikációs teljesítményét csak a találati arány alkalmazásával ítélem meg. Ettől eltérő arány esetén azonban indokolt a GINI-mutató, illetve a ROC-görbe alatti terület alkalmazása a modellek diszkrimináló erejének objektív megítélése céljából.

Felhasznált irodalom

- Altman, E.I.* (1968): Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23, 4. szám: p. 589–609.
- Beaver, W.H.* (1966): Financial ratios as predictors of failure. *Empirical research in accounting: Selected studies. Journal of Accounting Research*, 5, különszám: p. 71–111.
- Berg, D.* (2007): Bankruptcy prediction with generalized additive models. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 23: p. 129–143.
- Blanco, A. – Pino-Mejías, R. – Lara, J. – Rayo, S.* (2013): Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru. *Expert Systems with Applications*, 40: p. 356–364.
- Brown, I. – Mues, C.* (2012): An experimental comparison of classification algorithms for imbalanced credit scoring data sets. *Expert Systems with Applications*, 39: p. 3446–3453.
- Chen, N. – Riberio, B. – Vieira, A. – Chen, A.* (2013): Clustering and visualization of bankruptcy trajectory using self-organizing map. *Expert Systems with Applications*, 40: p. 385–393.
- 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*, 221: p. 378–396.
- Du Jardin, P.* (2010): Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: The influence of variable selection techniques on model accuracy. *Neurocomputing*, 73: p. 2047–2060.
- Gaganis, C. – Pasiouras, F. – Spathis, C. – Zopounidis, C.* (2007): A comparison of nearest neighbours, discriminant analysis and logit models for auditing decisions. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 15: p. 23–40.
- Gaganis, C.* (2009): Classification techniques for the identification of falsified financial statements: a comparative analysis. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 16: p. 207–229.
- García, V. – Marqués, A.I. – Sánchez, J.S.* (2012): On the use of data filtering techniques for credit risk prediction with instance-based models. *Expert Systems with Applications*, 39: p. 13 267–13 276.
- Horta, I.M. – Camanho, A.S.* (2013): Company failure prediction in the construction industry. *Expert Systems with Applications*, 40: p. 6253–6257.
- Hu, Y.-C. – Tseng, F.-M.* (2007): Functional-link net with fuzzy integral for bankruptcy prediction. *Neurocomputing*, 70: p. 2959–2968.
- Ioannidis, C. – Pasiouras, F. – Zopounidis, C.* (2010): Assessing bank soundness with classification techniques. *Omega*, 38: p. 345–357.
- Kristóf T. – Virág, M.* (2012): Data reduction and univariate splitting – Do they together provide better corporate bankruptcy prediction? *Acta Oeconomica*, 62, 2. szám: p. 205–227.
- Kristóf T.* (2005): A csődelőrejelzés sokváltozós statisztikai módszerei és empirikus vizsgálata. *Statisztikai Szemle*, 83, 9. szám: p. 841–863.
- Kristóf, T.* (2008): A csődelőrejelzés és a nem fizetési valószínűség módszertani kérdéseiről. *Közgazdasági Szemle*, 55: p. 441–461.
- Lee, S. – Choi, W.S.* (2013): A multy-industry bankruptcy prediction model using backpropagation neural network and multivariate discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 40: p. 2941–2946.
- Lin, F. – Liang, D. – Yeh, C.C. – Huang, J.C.* (2014): Novel feature selection methods to financial distress prediction. *Expert Systems with Applications*, 41: p. 2472–2483.
- Marqués, A.I. – García, V. – Sánchez, J.S.* (2012): Exploring the behaviour of base classifiers in credit scoring ensembles. *Expert Systems with Applications*, 39: p. 10 244–10 250.
- Nikolic, N. – Zarkic-Joksimovic, N. – Stojanovski, D. – Joksimovic, I.* (2013): The application of brute force logistic regression to corporate credit scoring models: Evidence from Serbian financial statements. *Expert Systems with Applications*, 40: p. 5932–5944.
- 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*, 39: p. 12605–12617.
- Paleologo, G. – Elisseeff, A. – Antonini, G.* (2010): Subagging for credit scoring models. *European Journal of Operational Research*, 201: p. 490–499.
- Platt, H.D. – Platt, M.B.* (1990): Development of a class of stable predictive variables: The case of bankruptcy prediction. *Journal of Business Finance and Accounting*, 17, 1. szám: p. 31–44.

- Riberio, B. – Silva, C. – Chen, N. – Vieira, A. – das Neves, J. C. (2012): Enhanced default risk models with SVM+. *Expert Systems with Applications*, 39: p. 10 140–10 152.
- Tsai, C. F. – Cheng, K. C. (2012): Simple instance selection for bankruptcy prediction. *Knowledge-Based Systems*, 27: p. 333–342.
- Virág M. – Kristóf T. – Fiáth A. – Varsányi J. (2013): Pénzügyi elemzés, csődjelölés, vállalati válságkezelés. Budapest: Kossuth Kiadó
- Virág M. – Kristóf T. (2005): Az első hazai csődmodell újraszámítása neurális hálókkal segítségével. *Közgazdasági Szemle*, 52, 2. szám: p. 144–162.
- Virág M. – Kristóf T. (2009): Többdimenziós skálázás a csődmodellezésben. *Vezetéstudomány*, 40, 1. szám: p. 50–58.
- Virág, M. – Nyitrai, T. (2013): Application of support vector machines on the basis of the first Hungarian bankruptcy model. *Society and Economy*, 35, 2. szám: p. 227–248.
- Virág, M. (2004): A csődmodellek jellegzetességei és története. *Vezetéstudomány*, 35, 10. szám: p. 24–32.
- Wang, G. – Ma, J. – Yang, S. (2014): An improved boosting based on feature selection for corporate bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*: 41: p. 2353–2361.

CONTENTS

- KATONA, Norbert –**
– TESSÉNYI, Judit
 The extension of self-assessment system of corporate responsible behaviour based on Szerencsejáték Plc’s practice 2
- PISKÓTI, Marianna**
 The role of environmental identity in environmentally conscious behaviour –
 – An investigation into the measurement of environmental identity 13
- BÁLINT, Nóra Anna**
 Servitization in Western-Europe and Hungary –
 – Based on an international survey 24
- PULINKA, Ágnes**
 The learning theory of St Ignatius of Loyola 34
- JAKOPÁNECZ, Eszter**
 Accountability issue of marketing 45
- NYITRAI, Tamás**
 Prediction of national enterprises’ bankruptcy based on data of financial statements from one, two and three years before the event of bankruptcy 55
- ARANYOSSY, Márta – BLASKOVICS, Bálint –**
HORVÁTH, Ákos Ardzsuna
 Success and failure of information technology projects –
 International experiences and domestic research results 66

VEZETÉSTUDOMÁNY