



**SZENT ISTVÁN EGYETEM  
GÖDÖLLŐ**

**DOKTORI (Ph.D.) TÉZISEK**

**Csődelőrejelző modellek alkalmazhatósága**

**Hargita megyei vállalkozásoknál**

Készítette:

**Fejér–Király Gergely**

Témavezető:

**Dr. Borszéki Éva**

**professor emeritus,**

**a közgazdaságtudomány kandidátusa**

**Gödöllő**

**2016**

**A doktori iskola megnevezése:** **Gazdálkodás- és Szervezéstudományok Doktori Iskola**

**A doktori iskola tudományága:** **Gazdálkodás- és szervezéstudományok**

**A doktori iskola vezetője:** **Dr. Lehota József**  
egyetemi tanár  
MTA doktora  
Szent István Egyetem  
Gazdaság- és Társadalomtudományi Kar  
Üzleti Tudományok Intézete

**Témavezető:** **Dr. Borszéki Éva**  
professzor emeritus  
a közgazdaságtudomány kandidátusa  
Szent István Egyetem  
Gazdaság- és Társadalomtudományi Kar

.....  
Az iskolavezető jóváhagyása

.....  
A témavezető jóváhagyása

# 1. BEVEZETÉS

A társadalomtudományokban egyre bővül napjainkban az elméleti megközelítések, alkalmazott módszerek köre, így a pénzügyek területén is gyakrabban találkozunk gyakorlati megközelítésekkel. A pénzügyi kutatások többsége még mindig a befektetésekre koncentrálódik, azonban egyre jobban bővül a vállalati pénzügyi kutatások köre alkalmazásokkal és kutatásokkal.

## 1.1. A téma jelentősége

A vállalati pénzügyi kutatások terén az elmúlt években egyre nagyobb teret kapott a vállalati pénzügyi modellezés és a vállalati pénzügyi előrejelzés. A pénztőke szabad áramlása lehetőséget teremtett számos befektető részére, arra készítve őket, hogy a tőkét befektetési céljaiknak, hozamvárakozásaiknak megfelelően helyezték el. A *pénztőke korlátolt léte* és a racionális gondolkodás készíteti a befektetőket arra, hogy a pénzt minimális kockázat mellett fektessék be. A pénztőke tulajdonosai szeretnék pénzüket visszakapni egy adott konstrukcióban, ugyanakkor a használat és az idő függvényében kamatot, részesedést követelnek a felhasznált pénztőke után. A befektetések, beruházások kockázatos kimenetele miatt folyamatos ellenőrzés alatt tartják kihelyezett pénzeiket. Gazdasági, pénzügyi válságok sokkhatása gyakran a csőd szélére sodorja a vállalkozásokat, vállalatokat, befektetéseket, így jelentős költséget okoznak a tőke tulajdonosainak és a társadalomnak egyaránt. A vállalati csőd *költséges jelenség* a gazdasági szereplők számára. A hitelezők elveszítik pénzüket, a vállalatot felszámolási költségek terhelik, az alkalmazottak nem kapják meg – vagy csak részben kapják meg – béreiket, a tulajdonosok értéken aluli összegeket kapnak vissza – vagy egyáltalán nem kapnak semmit. Emellett egy nagyobb vállalat esetében a csőd hatással lehet beszállítóira is, mivel egy nyitott gazdaság esetében a kereskedelem a határokon is átnyúlik, nagyobb kockázatot hordozva magában. Ez az összefonódás és a kereskedelmi körbetartozás vezethet csoportos, iparágon belüli csödhöz is, ami az állami költségvetés számára egyrészt jövedelemkiesést, másrészt pótlólagos társadalombiztosítási költségeket jelenthet. Az Amerikai Egyesült Államokban a nem megfelelően szabályozott jelzálogpiac hatása 2007-ben egy olyan sorozatos pénzügyi válságot idézett elő a pénzügyi intézetek körében, amely a 2008-as év augusztusában Európát, ezen belül pedig Romániát is elérte. A pénzügyi válságot egy hosszabb gazdasági válság követte. A gazdasági válság és a bázeli tőkeegyezmény hatására a vállalati csödelőrejelzés erőteljes fejlődésnek indult, ezen belül megfogalmazódott a szükséglet a kis- és középvállalkozások csödkutatása iránt. Eddig a csödkutatás főleg a nagy vállalatok és bankok körét érintette, a kis- és közepes vállalatok vizsgálata elhanyagolható volt (Bellovary et al., 2007). A csödelőrejelzés fejlődését segítette az elméleti tudomány és a technika fejlődése is. Az utóbbi években felmerülő adósság-felhalmozás, illetve ezen adósságok visszafizetésének kockázata növekedett, teret adva a csödelőrejelzés módszertani és alkalmazás- területén a fejlődésnek. A kutatások nagy része a nagy vállalatok fizetéseképtelenségének és csödbe jutásának modellezésével foglalkozott, azonban a bázeli tőkeegyezményt követően a kis- és középvállalkozások fizetéseképtelenségének és csödelőrejelzésének a vizsgálata is gyakoribbá vált az Amerikai Egyesült Államokban és a nyugat-európai országok körében.

## 1.2. A kutatás célkitűzései, hipotézisei

A kutatásom célja a vállalati pénzügyi mutatók segítségével készített, csődöt előrejelző modellek tesztelése, alkalmazása Hargita megye vállalati pénzügyi kimutatásainak adatait véve alapul a kis- és középvállalkozások esetében. Az elméleti szakirodalmi kutatás során világossá vált számomra, hogy Romániában a pénzügyi kutatások főleg makrogazdasági és tőkepiaci irányultságúak, míg a vállalati pénzügyi modellezés és a csödelőrejelzés, illetve a pénzügyi mutatók statisztikai alkalmazása még számos lehetőséget kínál a kutatók számára. Az

alkalmazott modelleket főleg nagy vállalatok esetében tesztelték. E tanulmányok egy része az Altman-féle Z mutató alkalmazhatóságát teszteli kis mintán (a romániai csődkutatás helyzetét a szakirodalmi áttekintő részben bővebben ismertetem). Lizal és Schwarz (2012) illetve Karas és Režňáková (2013) cikke is arra hívja fel a figyelmet, hogy a közép-kelet-európai térségen belül a csődelőrejelző empirikus kutatások hiányosak. A fizetéseképtelenség vagy a csőd korai felismerése a gazdaság számos szereplőjének érdeke; ezek közül a legérdekeltőbbek a csőd elkerülésében a hitelezők, a tulajdonosok és az állam.

A kis- és középvállalkozások esetében a csődelőrejelzést mint alkalmazható modellt két ok miatt is hajlamosak elhanyagolni a tulajdonosok. Egyrészt nincs megfelelő tudásuk ezek alkalmazhatóságára, másrészt nem tartják fontosnak ezen modell követését. Ennek oka lehet az is, hogy a modellek bizonyos időszak után elévülnek, ugyanakkor a modelleket a megfelelő gazdasági ciklushoz kell igazítani. Az információs rendszerek fejlődésével és széles körű alkalmazásával a fizetéseképtelenséget előrejelző modellek beépíthetők a vállalati információs rendszerekbe, fontos eszközzé válhatnak a vezetők kezében, hiszen döntésük kimenetele hatással van a vállalati pénzügyekre, illetve a fizetőképességre. Az idők során született elméleti és empirikus kutatások nem adtak egyértelmű választ arra, hogy hogyan lehet a legmegbízhatóbban előre jelezni a fizetéseképtelenséget vagy a csőd bekövetkezésének valószínűségét. Több kutatás és publikáció a csőd fogalmát összekeveri a fizetéseképtelenség fogalmával; a fogalom tisztázásával külön foglalkozom, ugyanakkor kutatásom során a mintán alkalmazott modellek a csőd fogalmához köthetőek. Véleményem szerint a két fogalom összemosásának egyik oka, hogy a modell megalkotásához szükséges pénzügyi adatok gyakran olyan információt hordoznak, amelyek elsősorban fizetéseképtelenséget jeleznek, de ez még nem jelenti azt, hogy a vállalat csődbe jutott.

A dolgozatom célja volt az is, hogy olyan csődelőrejelző modellt dolgozzak ki a Hargita megyei vállalatok esetében, amely alkalmazható bankok vagy hitelminősítők számára. Nem utolsó sorban szerettem volna kiegészíteni a romániai csődkutatást a KKV-szektor vizsgálatával területi síkon. Vállalati szerkezetét tekintve Hargita megyét kis- és középvállalatok jellemzik. A kis- és középvállalatok csőd- és fizetéseképtelenségének és csődkutatása csak az elmúlt években nyert teret. Ennek oka a bázeli II. egyezmény 2005-től való alkalmazása. Hatályba lépésekor számos kritika fogalmazódott meg kormányzatok, KKV-érdekvédelmi szervezetek részéről, mivel a magas tőkeköltség negatívan érintheti ezen vállalatokat, amelyek a gazdaságok mozgatói. Altman és Sabato (2005), illetve Berger (2006) cikkei is foglalkoztak a bázeli egyezmény hatásával a KKV-szektorra, azonban a KKV-szektor fizetéseképtelenségi előrejelzésének modellezése 2005-ig igencsak hiányosnak tekinthető (Altman–Sabato, 2005). A KKV-szektor hitelezés szempontjából kockázatosabbnak tekinthető (Altman–Sabato, 2005), mivel a gazdasági változásoknak, sokkhatásoknak jobban ki vannak téve, mint a nagyvállalatok, ugyanakkor a KKV-hitelezés erős hatással van a bankok eredményességére is (Kolari et al., 2006, Berger, 2006).

Doktori disszertációmban a következő hipotéziseket fogalmaztam meg a vállalati csődöt előrejelző modellek megalkotására és alkalmazhatóságára vonatkozóan.

*H1: A Hargita megyében lévő kis- és középvállalkozások mérete nem befolyásolja a várható csőd kialakulását. A vállalat mérete és a várható csőd kialakulása között nincs szignifikáns kapcsolat. A vállalati méretét jellemző mutatók nem javítják a modellek találati értékét.*

A szakirodalom szerint a nagy vállalatok – tevékenységük szempontjából – jobban diverzifikáltak, ebből kifolyólag könnyebben jutnak hozzá finanszírozási forrásokhoz (sok esetben olcsóbban), ezért a csődbe jutásuk esélye alacsonyabb, mint a kisebb társaságoké. Ezen tényt számos tanulmány is alátámasztja (mint például Ohlson írása, 1980). A kis- és

középvállalkozások esetében lehet, hogy kevésbé indítanak csődeljárást, mivel kisebb a csődeljárás végeztével szereshető követelés értéke, mint a csődeljárás költsége. Altman és társai (2010) arra a következtetésre jutottak, hogy a vállalati méret befolyásoló tényező az én hipotézissel ellentétben. Tanulmányukban egy alsó eszköz-értékhatárt is megállapítottak, amely fölött a vállalat ellen többször indítottak eljárást a hitelezők (Altman et al., 2010). Berger (2006) szerint a nagyvállalatok hitelezése nagyobb kockázattal jár, mint a KKV-k esetében. Nem szabad elfelednünk azt a ténytet sem, hogy a KKV-szektor jelentős részt tesz ki a gazdaságban, és finanszírozása a bankok szempontjából jelentős. Nincs egyértelmű bizonyíték arra, hogy a vállalati méret befolyásolja a csőd bekövetkezését. Kutatásomban a vállalat méretének nagyságát az árbevétel és a mérlegfőösszeg természetes alapú logaritmusával mértem, azt vizsgáltam, hogy a modellek esetében kiválasztásra kerül-e bármelyik mutató vagy sem, ugyanakkor a modellben mennyire magyarázó változók.

*H2. A Hargita megyei kis- és középvállalkozások csődjét a működő tőke és a hozzá kapcsolódó forgási sebesség mutatók képesek jobban előre jelezni. A megye kis- és közepes vállalatainak csődbe jutásának oka mögött a körbetartozások húzódnak.*

A csődmodellezésben alkalmazott mutatószámok között gyakran megjelenő változó a negatív saját tőke, illetve a likviditási mutatók romlása, azonban idővel számos tudományos publikáció arra a következtetésre jutott, hogy a likviditási mutatók statikus képe kevésbé alkalmas vállalati fizetésképtelenség vagy csőd előrejelzésére, míg a dinamikus cash flow alapú mutatók és jövedelmezőséget meghatározó mutatók jelenléte a modellben jobban magyarázzák a vállalati csődöt. Véleményem szerint a megyei vállalatok esetében a fizetésképtelenség, a csőd főleg az egymással folytatott tranzakciók és tartozások miatt következik be. Ezt figyelembe véve a fizetésképtelenséget előrejelző modellek esetében azon vállalati pénzügyi mutatók jelennek meg, amelyek a működő tőkével, napi tevékenységgel könnyebben kapcsolatba hozhatóak. A cash flow mutatók, illetve az eladósodottsági mutatók kisebb magyarázó erővel bírnak. A hipotézisnek a helyességét a modellekben való változók jelenlétével vagy hiányával igazoltam. Ugyanakkor megvizsgáltam, hogy azon modellek, amelyekben a stock-mutatók helyett átlagot alkalmazok, pontosabb becslésre képesek-e, mint a sima-stock mutatókon alapuló viszonyszámokból álló modellek.

*H3. A főkomponens-elemzés segítségével készült csődöt előrejelző modellek megbízhatóbbak, mint a mutatók egyedi értékeiből képzett modelleké.*

A vállalati csőd előrejelzésére alkalmazott többváltozós statisztikai módszerek több feltételt támasztanak a használt változókkal szemben, amelyek a valós gazdasági helyzetben sokszor nem lelhetők fel. A csőd kutatás esetében a vállalati pénzügyi mutatók segítségével képezhetők olyan modellek, amelyek a vállalat fizetőképességét vagy csődbe jutásának valószínűségét határozzák meg. A jelenség feltárásához több vállalati pénzügyi mutató használható. A sok pénzügyi változó egyszerre történő vizsgálata nehézkessé teszi a kutató munkáját, mivel meg kell találni azon pénzügyi mutatókat, amelyek képesek nagyobb pontossággal meghatározni egy negatív gazdasági esemény bekövetkezését. A kevés változó használata azonban jelentős információ-vesztést okozhat egy jelenség tanulmányozásánál. A többváltozós statisztikai elemzések között a főkomponens-elemzés segítségével a vállalati pénzügyi mutatókat kisebb új változókká, főkomponensekbe csoportosítjuk úgy, hogy az eredeti információ lehető legnagyobb részét megtartjuk. Véleményem szerint a főkomponens-elemzés segítségével a csődelőrejelzés pontosabb becslést eredményez, a találati arányt javíthatja. Az adatok segítségével ennek a hipotézisnek a helyességét vizsgáltam meg, ugyanakkor teszteltem a Hargita megyei vállalati adatmintán a főkomponenseken alapuló statisztikai és mesterséges neurálhálók találati értékét főkomponens-elemzéssel és anélkül.

## 2. ANYAG ÉS MÓDSZER

Aziz és Dar (2006) fizetésképtelen vállalatokat kutató tanulmányokat vizsgált, felhívva a figyelmet az információk és adatok hiányára, amellyel gyakran találkozunk a kutatók. A dolgozatomban elkészítéskor a legnagyobb gondot a vállalati adatbázis megszerzése jelentette. Ennek oka, hogy Romániában a vállalati mérleg- és eredménykimutatási adatokat kutatás céljából sem adják ki szívesen. Nyilvános adatokhoz való részletes hozzáférés csak 2008-tól lehetséges, szemben a nyugati országok statisztikai adatbázisaival. Az adatbázist felölelt rövid időszaka és a nehéz hozzáférése az adatokhoz azonban azzal a hátránnyal is jár, hogy a fizetésképtelenség modellezése Romániában pénzügyi mutatók esetében megszorításokkal lehetséges. Ugyanakkor a regionális szintű makropénzügyi mutatókkal való összekapcsolása és ezen modellek tesztelése jelentős adatbázishoz való hozzáférést szükségeltet országos szinten, amit szinte lehetetlen kivitelezni.

A szükséges adatok beszerzését tekintve több lehetőség is felmerült. Az országban gazdasági tevékenységet folytató aktív vállalatok mérleg- és eredménykimutatásainak adatállományával két állami intézmény is rendelkezik: a Román Pénzügyi Minisztérium, illetve az Országos Kereskedelmi Jegyzék. A két intézmény mellett léteznek fizetés ellenében vállalati kimutatásokat szolgáltató portálok, ezek azonban csak részleges mérleg- és eredménykimutatási adatokkal rendelkeznek. Ezek az adatbázisok részletes elemzések elvégzéséhez nem szolgáltatnak elegendő adatot. Romániában a vállalatok féléves és éves pénzügyi jelentéseiket először a Pénzügyi Minisztérium megyei kihelyezett hivatalaiban nyújtják be, és az iktatott verzió másolatát az Országos Kereskedelmi Jegyzék megyei hivatalába is eljuttatják; ennek hiánya komoly pénzbírságot von maga után. Az Országos Kereskedelmi Jegyzék hivatalából próbáltam kikérni az éves jelentéseket, de kérésem akadályokba ütközött, mivel az éves pénzügyi kimutatások papírformában voltak megőrizve. A Pénzügyi Minisztérium honlapján lehetőség van vállalatok pénzügyi mérlegeiről és eredménykimutatásairól alapadatokat megszerezni vállalatonként, azonban számos pénzügyi mutató kiszámolása lehetetlen (például a honlapon csak a tartozások összes értéke szerepel, nincs elkülönítve az egy évnél rövidebb és az egy évnél hosszabb tartozás). Ezen adatok csak kisebb kutatások kivitelezését biztosítják. A végső Hargita megyét tartalmazó adatbázishoz kódolt formában sikerült hozzájutni a 2009–2013-as időszakra vonatkozóan. A kódolás a vállalatok adószámát érintette, ami jelentősen meghosszabbította a kutatásomhoz szükséges alapadatokat, adatok végső kialakítását.

Ezt követően a Hargita megyében csődbe jutott társaságok listáját kellett összeállítanom. Ehhez a 2010–2014-es évek összes csődeljárási közléséből egyenként gyűjtöttem ki a Hargita megyei vállalatok nevét, adószámát, TEÁOR-kódját és az eljárás kérésének hivatalos évét. Hargita megyében a vizsgált 5 éves időszakban összesen 1472 fizetésképtelen vállalat volt. A kutatásom során ebből az 1472 vállalatból közel 588 (39,95%) vállalatot csődbe jutottnak azonosítottam. Ugyanakkor figyelembe vettem azt is, hogy rendelkezzenek csődbe jutásuk évét megelőző két évben teljes pénzügyi jelentéssel (mérleggel és eredménykimutatással). Ez az arány akár jónak is minősíthető, tekintettel arra, hogy a csődbe jutott társaságok esetében nem minden társaság tett le pénzügyi jelentést a helyi pénzügyi hivatalba. Országos szinten ez a helyzet azonban nem mutat javuló tendenciát (Coface, 2015). Míg 2010-ben a fizetésképtelen társaságok 40,21%-a tett le teljes pénzügyi jelentést, 2014-re ez az érték 49,46%-ot mutatott, és az ezt követő évben is javulás volt várható. Az adatokat tekintve megállapítható, hogy két fizetésképtelen vállalatból csak egy ad le éves kimutatást. A pénzügyi fegyelem e formája 2013-ban volt a legkisebb. A fizetésképtelen vállalatok közel fele nem adott le éves mérleget és eredménykimutatást (Coface, 2013).

Ezt követően kizártam azokat a társaságokat, melyek a csődöt megelőző két évben 0 árbevétellel vagy 0 eszközértékkel rendelkeztek. E vállalatok „fantomcégek” vagy olyan vállalatok, amelyek nem végeznek állandó tevékenységet, így a minta 255 csődbe jutott vállalati mintára csökkent.

A két adatbázist (kódolt és adószámmal rendelkező fizetésképtelen társaságok) adatbányászati technikákkal sikerült összekötni, kialakítva a végső csődbe ment társaságok listáját azzal a kóddal, amellyel azonosítani tudtam a pénzügyi jelentésekben szereplőkkel. Ezt követően a vállalatokat összes eszközének, árbevételének és TEÁOR-kód szerinti teljes azonosításával sikerült azonosítani. A végső csődös vállalatok listájából kizártam azokat a vállalatokat, amelyek 3 évnél fiatalabbak voltak. Ezeket a társaságokat induló vállalatoknak minősítettem. Egyes tanulmányok szerint a kicsi és új vállalatok gyenge vagy kevésbé hatékony kontrollfolyamatokkal rendelkeznek, ugyanakkor a pénzáramlás tervezésének hiányában sokkal jobban ki vannak téve a fizetésképtelenségnek, illetve a csődbe jutásnak, mint nagyobb társaik (Charalambous et al., 2001). Az adatbázisból kimaradtak azon vállalatok is, amelyek esetében a csődöt elindító folyamatot megelőző két évben nem kaptam pénzügyi jelentést a két év valamelyikében. Ezeket abból a megfontolásból zártam ki, hogy csak azon vállalatokat akartam vizsgálni, amelyek a szakirodalom által is emlegetett 3 éves kritikus időszakon túl vannak. A vállalati életkor fontos tényező. Elméleti modellek esetében (Jovanovic, 1982, Pakes–Ericsson, 1998) az újonnan belépő vállalatok ismerik részben a piaci környezetet, azonban képességeiket, hatékonyságukat csak a működésük során ismerik meg. Véleményem szerint az első évek a tanulás időszaka, ami alatt vagy fejlődni tudnak, vagy megbuknak, ebben az esetben a fizetésképtelenség, a csőd kialakulásának okai között akár vezetői hibák, a piac helytelen megítélése is húzódnak.

Ezt követően a pontatlan vállalati beszámolókat kiszűrését is elvégeztem. Ezt a mérlegtételek összefüggéseiből, egyenlőségéből következtetve végeztem el, a hibás mérlegek aránya a teljes adatállományból minimális volt (olyan pénzügyi jelentéssel is találkoztam, amelynek a nettó árbevétele negatív értéket mutatott). A mintából kimaradtak azokat a vállalatok is, amelyek esetében a nettó árbevétel jelentősen alacsonyabb volt az egyéb jövedelmeknél. Ezzel a jelenséggel főleg fizetésképtelen vállalatoknál találkoztam, arra következtetve, hogy a csődeljárás vagy fizetésképtelenség elkerülése miatt a vagyonelemeket kezdték értékesíteni. Ezt követően kizártam azokat a vállalkozásokat is, amelyek mérlegfőösszeg-értéke a csődeljárást megelőző évben nem érte el a 100 ezer eurót. Ezt abból a megfontolásból tettem, hogy a fizetésképtelen társaságok esetében a szunnyadó/alvó vállalkozásokat, vagy tevékenységet nem folytató vállalatokat kizárjam.

Az egészséges vállalatok kiválasztása három kritérium szerint történt:

1. a vállalatok mérlegfőösszege haladja meg a 100 ezer eurót;
2. a vállalat éves eredménye két egymást követő évben pozitív legyen;
3. feleljen meg a fizetésképtelen vállalatok ágazati összetételének is.

A végső, általam használt adatbázis két vállalati mintából tevődik össze. Az egyik a nem csődös vállalatok csoportja, a másik a csődbe jutott vállalatok csoportja. A mintában szereplő csődbe jutott vállalatok esetében a hivatalosan elindított eljárást két évvel megelőző pénzügyi mérleg és eredménykimutatásait vettem alapul. A szakirodalomban nincsen egyértelmű válasz a kiválasztott időszakot illetően. Mindkét esetben számos tanulmány található, amely az egyik vagy másik feltételezést igazolja (Laitinen, 1993). Véleményem szerint a csőd vagy fizetésképtelenség bekövetkezése nem egy éves időszak hatása, azonban az előrejelzés tekintetében, modellalkotásban jobban elkülöníthető a két csoport egymástól, ha a fizetésképtelenség vagy csőd bekövetkezését megelőző évet vesszük alapul. A két évnél vagy annál hosszabb időszakot megelőzően a két csoport közötti eltérés nehezebben mutatható ki, ebből kifolyólag a becslés is nagyobb hibával rendelkezhet, ugyanakkor a rendelkezésemre álló adatbázis nem tette lehetővé a pénzügyi mutatók trendjeinek tanulmányozását.

A végső adatállomány 110 csődbe jutott és 965 nem csődös vállalatot tartalmazott.

## Magyarázó változók, használt pénzügyi mutatók

A minta összetételét követően 83 pénzügyi mutató kiszámítását végeztem el (5. számú melléklet) a vállalati mérleg- és eredménykimutatás alapján. A pénzügyi mutatók esetében az irodalomban használt egyszerű viszonyszámokat, átlaggal finomított verziókat és adóval és/vagy kamatköltséggel finomított viszonyszámokat is teszteltem. A pénzügyi mutatókat 6 csoportba osztottam a szakirodalomnak megfelelően. A piaci mutatók csoportja kimaradt, tekintettel arra, hogy a mintában szereplő vállalatok nem tőzsdén jegyzettek:

1. Jövedelmezőségi mutatók esetében 10 fő pénzügyi mutatót számoltam. Ugyanakkor ezeknek a finomított változatait is vizsgáltam, összesen 22 változatot. Például a ROA-mutató esetében 7 változattal dolgoztam, amely közül a végén 4 maradt a végső modellalkotás inputjaként.
2. Hatékonysági mutatók (3 pénzügyi mutató és ezeknek a finomított változataival összesen 5 pénzügyi mutató került kiszámolásra).
3. Likviditási mutatók (8 pénzügyi mutató és ezeknek finomított változatai, összesen 12 likviditási mutató).
4. Eladósodottsági mutatók (9 pénzügyi mutató és ezeknek finomított változatai, összesen 13 pénzügyi mutató).
5. Cash flow alapú mutatók (11 mutató és ezeknek finomított változatai, összesen 15 cash flow alapú pénzügyi mutató).
6. Más pénzügyi mutatók (11 mutató). Ebben a csoportba található a vállalati növekedési és méretet jellemző mutatók, illetve a forgási mutatók, pénzkonverzió-ciklust kifejező mutatók és ezek különböző változatai, összesen 16 mutató.

A kiválasztott mutatók esetében figyelembe vettem a témában született kutatások eredményeit (Belovary et al., 2007), illetve ezen kutatásokban alkalmazott vállalati pénzügyek mutatószámainak alkalmazását.

A vizsgálatom során többváltozós statisztikai módszert alkalmaztam a két csoport elkülönítésére: a logisztikus regressziót, főkomponens elemzés. Ugyanakkor a mesterséges intelligencia esetében alkalmazott neurális hálók segítségével is teszteltem a modellek találati értékét.



### 3. KUTATÁSI EREDMÉNYEK

A végső modellek kidolgozása előtt, az adatok tesztelése után a következőket állapítottam meg.

- A matematikai átlagként számolt mérlegtételeket kifejező mutatók jobbnak bizonyultak, azaz jobban meg lehetett különböztetni a csődös csoportot az egészségestől. Voltak pénzügyi mutatók, amelyek esetében a nem matematikai átlagként számolt változat statisztikailag is szignifikánsabbnak bizonyult, például a forgótőkearányos árbevétel (v 7).
- A változók közül kimaradtak azok a mutatók, amelyek esetében hosszú távú tartozás szerepelt. A megyei adatállományra jellemző volt, hogy hosszú távú tartozás számos vállalat esetében 0 lej értéket vett fel. A vállalati mintában nagyobb arányban volt jelen az egészséges vállalatok esetében a hosszú távú tartozás.
- Ugyanakkor a fentiek miatt a vizsgálatból kimaradtak azok a mutatók, amelyben a kamatköltség szerepelt, mivel a kamatköltség nem mutatott statisztikai értelemben lényeges eltérést a két csoport között.
- Kimaradt az elemzésből a személyzettel kapcsolatos hatékonysági mutató (v9), mivel nem tapasztaltam lényeges eltérést a két csoport között.
- Kimaradt a ROE mutató, illetve azok a mutatók, ahol az eredmény, működő tőke vagy cash flow egyszerre szerepelt a törtben. Ez azért maradt ki, mert a csődös vállalati csoportra jellemző volt, hogy a cash flow, a működő tőke és/vagy saját tőke értékei negatívak. Ezen mutatók számítógépes adatfeldolgozása, ha a nevező és a számláló is negatív, a kapott értéket felülértékeli. A kutatás során az előjel összesen 4 mutatót érintett.

A vállalati fizetéképtelenség kutatásában gyakran vizsgált terület a vállalat mérete. A vállalati méret két mutatóval érzékelhető a legjobban: az árbevétel nagysága és a vállalat mérlegfőösszege. A mérlegfőösszeg értékeit vizsgálva a két minta esetében a következők figyelhetők meg. A csődbe jutott vállalatok mérlegfőösszege a csődöt megelőző két évbe, átlagban 7,54%-ban növekedett, míg az nem csődös vállalatok esetében az átlagos változás ennél jóval magasabb volt, 65%-os növekedés.

1. táblázat: A mérlegfőösszeg alapadatai a két minta esetében

Vállalati csoport	Mérlegfőösszeg n-2 év – lej, átlagérték	Mérlegfőösszeg n-1 év – lej, átlagérték	Változás – % átlagérték	csökkenő/növekvő – % a teljes csoportból n-1 évben
csődös	4 065 414	4 027 810	7,54%	50,90%
nem csődös	2 827 227	3 121 705	65,00%	24,50%

Forrás: saját számítás

Ahogy várható volt, a fizetéképtelen csoport esetében a csökkenés gyakoribb volt, mint a fizetőképes vállalatok esetében, 50,9%-ban a vállalatok mérlegfőösszege csökkent, míg a fizetőképes vállalatok mintájában 24,5%-nak csökkent a mérlegfőösszeg nagysága. A felhasznált adatminta esetében nem jelenthető ki egyértelműen, hogy a fizetéképtelen vállalatok mérlegfőösszege csökken a pénzügyi nehézséget megelőző időszakban.

A vállalati tevékenység alapvető mutatója a teljes *nettó árbevétel*. Egy vállalat kiadásait a beszedett árbevételből vagy hitel esetében ennek terhére tudja fedezni. A két csoport közötti árbevétel nagyságáról a következők állapíthatók meg. A csődbe jutott csoport esetében az árbevétel alakulása átlagban 6,3%-kal csökkent, ezzel szemben a nem csődös vállalatok árbevétele átlag 114%-kal növekedett. A csődbe jutott vállalati csoport esetében a csökkenés gyakoribb volt. A csődbe jutott vállalati minta esetében 70,9%-ban csökkent a vállalatok árbevétele a csődöt megelőző időszakban.

**2. táblázat: Az árbevétel alapadatai a két minta esetében**

Vállalati csoport	Árbevétel n-2 év – lej, átlagérték	Árbevétel n-1 év – lej, átlagérték	Változás – % átlagérték	csökkenő/növekvő – % a teljes csoportból n-1 évben
csődös	4 072 474	3 314 114	-6,3%	70,9%
nem csődös	3 605 199	4 073 272	114%	25,9%

Forrás: saját számítás

A nem csődös vállalati minta esetében a csökkenés gyakorisága jóval alacsonyabb volt, a vállalatok 25,9%-ában csökkent az árbevétel. Az adatokat vizsgálva elmondható, hogy a csődbe jutott vállalatok rossz pénzügyi helyzetéhez az árbevétel negatív alakulása jelentősen hozzájárult.

A továbbiakban kérdésként merül fel, hogy a két vállalati minta esetében a vevői követelések aránya hány százalékot tett ki a teljes árbevételből. Ebből az értékből jól látható, hogy az eladott áru vagy szolgáltatás esetében a vállalatoknak mennyit sikerült behajtani, illetve a be nem hajtott vevői követelés lehet-e magyarázó változó ebben az esetben. Az adatokat vizsgálva megállapítható, hogy a csődöt megelőző második évben az átlagos vevői követelés aránya az árbevételből 47,37% volt, míg az egészséges vállalatok esetében a vevői követelés 21,59%-ot tett ki a teljes árbevétel nagyságából. A helyzet egy évvel a csődöt megelőzően romlott. A csődbe jutott vállalatok esetében az arány 62,22%-ra emelkedett, míg az egészséges vállalatok esetében ez előző időszakhoz képest csökkent 1,38 százalékpontot, 20,21%-ra. Ezzel párhuzamosan érdemes megvizsgálni a két vállalati minta esetében a pénzállomány fedezeti értékét. Ezt a mutatót az esedékes költségek bevételezett jövedelemmel való fedezeteként kell érteni (v51 változó a 5. számú mellékletben). A kiszámolt változó segítségével megtudjuk, hogy az átlagos bevétel mennyiben fedi az átlagos kiadásokat. Minél kisebb ez a mutató, annál nagyobb a likviditási gond egy vállalatnál. Amennyiben az érték egység alatti, akkor szükséges a növekvő működő tőke finanszírozása. A minta esetében a csődbe jutott vállalati csoport átlagértéke 0,85 volt, míg az egészséges vállalatok esetében az érték 1,06. A mutató értelmezésénél érdemes a nettó eredményt is bevonni az elemzésbe. Amennyiben az eredmény pozitív, és a pénzállomány fedezeti értéke egység alatti, akkor a vállalatról megállapítható, hogy az éves eredménye nem materializálódott. A csődbe jutott csoport esetében a 110 vállalatból 75 esetben a mutató egységnyi fölötti volt, ebből a 75 vállalatból 30 vállalatnál volt az éves nettó eredmény pozitív (a minta 27,27%-a). Ezen vállalatok esetében az eredmény nem alakult át pénzzé. A nem csődös csoport esetében a vállalatok 33,06%-a nem tudta eredményét pénzzé alakítani.

A likviditási mutatók vizsgálatát elvégezve az a következtetés vonható le, hogy a csőd előrejelzésénél a minta esetében a működőtőke változásának hatása a működési cash flow alapú pénzügyi mutatók esetében nem alkalmazható. A negatív működőtőke torzítja az eredményt. Ez a feltételezés a próbafuttatások során beigazolódott, mivel a működési cash flow mutatók nem szerepeltek a végső kialakított modellekben. A *likviditási rátát* vizsgálva megállapítható, hogy a nem csődös és csődbe jutott vállalati csoport esetében a mutató normális értéket vett fel két évvel az eseményt megelőzően. Az egészséges vállalatok esetében az érték túl magas volt. Megvizsgálva ugyanakkor a követelések arányát a forgóeszközökben, elmondható, hogy a nem csődös vállalatok esetében a működőtőke- gazdálkodás nem tekinthető feltétlenül jónak a magas értékeivel, mivel jelentős összeg szerepel vevői követelésként. A csődbe jutott vállalatok likviditási rátája csökkent a csődöt megelőző évben, érezhető volt számukra, hogy nehézségekkel küszködnek. A likviditási gyorsráta már az alsó határt súrolta a csődös vállalatok esetében. Borszéki (2000) szerint a likviditási gyorsráta értéke 1 és 0,8 között jónak minősíthető.

**3. táblázat: Likviditási mutatók átlagértékei**

	Likviditási ráta		Likviditási gyorsráta		Pénzhányad		Vevői követelés / Forgó eszközök	
	n-2	n-1	n-2	n-1	n-2	n-1	n-2	n-1
nem csődös	1,41	1,07	0,84	0,67	0,14	0,10	44,76%	47,06%
csődös	3,29	2,72	2,06	1,79	1,05	0,71	44,06%	47,82%

Forrás: saját számítás

Egy másik nagyon fontos mutatószám-csoport a fizetéseképtelenség, illetve csődelőrejelzés esetében az *adóssági mutatók*. A megyei adatokat vizsgálva azonban megállapítható, hogy az országos értékekhez képest a megyei vállalati szféra kevésbé finanszírozza tevékenységét közép- és hosszú távú hitelekkel. Az adatok egyváltozós vizsgálata során érzékelhető volt ez a tény, hisz számos vállalat mérlegében a hosszú távú tartozások értéke alacsony volt. Megvizsgálva a Román Nemzeti Bank adatait, ez megerősítést nyert. Az összes hitelállomány nagyságában a megyei érték a 2008-as időszakot követően folyamatosan csökkent. A megyében a csökkenés átlag 4,17% volt a 2009–2015 időszakban, míg az országos érték (átlag 1,93%) ugyanebben az időszakban ingadozott. Ennek eredményeként a vállalati hitelállomány aránya az országosból 0,80%-ról 0,56%-ra csökkent 2009–2015 között. A trend 2015-re megfordulni látszik, mivel az előző évhez képest a vállalati hitelek nagysága 11,43%-kal megnőtt. A vállalati hitelek hazai valutában való megoszlása az összesből 2009 és 2013 között 50,41%-ról 49,15%-ra csökkent, ezt követően az arány megfordult, 2015-ben a vállalati hitelek hazai pénzben lévő aránya elérte az 58,38%-ot. Ez mögött a vállalkozások vezetőinek kockázatkerülése húzódnak a gazdasági válságot követően.

**4. táblázat: Vállalati hitelek állománya és alakulása**

	mill.	2010	2011	2012	2013	2014	2015
Hargita megye	RON	350,00	335,30	332,50	318,80	313,10	348,90
	változás	-10,08%	-4,20%	-0,84%	-4,12%	-1,79%	11,43%
	valuta	395,40	373,20	360,80	329,80	302,30	248,70
	változás	3,26%	-5,61%	-3,32%	-8,59%	-8,34%	-17,73%
Országos átlag	RON	976,71	1091,48	1198,99	1196,38	1221,67	1331,48
	változás	2,07%	11,75%	9,85%	-0,22%	2,11%	8,99%
	valuta	1603,83	1764,59	1748,72	1571,44	1391,70	1288,66
	változás	13,91%	10,02%	-0,90%	-10,14%	-11,44%	-7,40%
Országos összesen	RON	40 044,90	44 750,70	49 158,50	49 051,60	50 088,60	54 590,70
	változás	2,07%	11,75%	9,85%	-0,22%	2,11%	8,99%
	valuta	65 757,20	72 348,30	71 697,60	64 429,20	57 059,60	52 835,10
	változás	13,91%	10,02%	-0,90%	-10,14%	-11,44%	-7,40%

Forrás: Román Nemzeti Bank adatai alapján, saját számítás

Az adatokból jól érzékelhető az a tény is, hogy a vállalatok esetében az 1 évnél hosszabb távú hitel állománya nem jelentős forrás oldalon, vagyis a vállalatok tevékenységüket rövid távú finanszírozással oldják meg.

**5. táblázat: Rövid távú tartozások aránya az összes tartozásban – átlag %**

	n-2	n-1
csődös	78,5%	79,7%
nem csődös	77,3%	78,9%

Forrás: saját számítás

Altman et al. (2010) tanulmánya szerint a KKV–szektor esetében a működőtőke-menedzsment nagyon fontos tényező a túlélés során. A kereskedelmi hitel-, illetve egyéb rövid lejáratú források nagyobb aránya a körbetartozások növekedésének és a fizetőképesség romlásának a következménye (Borszéki, 2008), a megyei vállalati szektort ez a tény nagyban jellemzi.

A vállalati fizetéseképtelenség esetében a *cash flow alapú mutatók* vizsgálata is szükséges, tekintettel arra, hogy egy vállalat fizetéseképtelenségét valójában a pénz hiánya határozza meg. A kutatásban használt cash flow alapú mutatók esetében több változat is kiszámításra került. Tekintettel arra, hogy a megyei vállalati mintát a hosszú távú tartozások kicsi aránya jellemzi, ezért ebben a részben azon cash flow alapú mutatók sarokszámait mutatom be, amelyek a rövid távú tartozások, árbevétel és mérlegfőösszeg függvényében számoltam. A cash flow alapú változók esetében jól látszik a csődbe jutott és egészséges csoport között az eltérés. Míg a nem csődös vállalati csoport esetében a bruttó cash flow értéke növekedett 34,55%-kal, addig a csődbe jutott vállalatok esetében a bruttó cash flow átlagértéke 103,29%-kal csökkent az eljárást megelőző két évben, ugyanakkor negatív tartományba ment át. Ez is jelezte, hogy a vállalatok fizetési gonddal küszködtek. A működési cash flow esetében az adatállomány nem tette lehetővé, hogy a csődöt megelőző két évben vizsgálni lehessen a mutató alakulását a két minta esetében. A csődöt megelőző évben az eltérés így is jelentős, mivel az egészséges vállalatok esetében az átlagértéke több, mint a duplája.

**6. táblázat: A vállalati minta cash flow mutatók átlagértékei**

	Bruttó CF		Működési CF
	n-2	n-1	
csődös	98 991	-3257	150 098
nem csődös	290 349	390 659	305 943

Forrás: saját számítás

A *bruttó cash flow aránya az árbevételből* mutató átlagértéke a nem csődös vállalati mintában 11,93% volt, míg a csődbe jutott vállalatoknál az átlagérték negatív volt (-3,84%) ez is azt jelezi, hogy az árbevétel nem elég a működéshez szükséges ráfordítások fedezéséhez. Másik fontos mutató a *működési cash flow és rövid távú tartozások aránya*. A vállalatok esetében az ideális a minél nagyobb érték lenne, hiszen ebben az esetben a működési cash flow fedezné a rövid távú tartozások értékét. A két minta esetében jelentős volt az eltérés. A csődbe jutott vállalatok esetében a működési cash flow átlagban a 2,96%-át fedte a rövid távú tartozásoknak, míg ugyanez az arány az egészséges vállalati csoport esetében átlag 41,59% volt.

A vállalati jövedelmezőségi mutatók esetében a tanulmányok által is gyakran alkalmazott ROA-mutató több változatát is teszteltem. Ezt abból a megfontolásból tettem, hogy világossá váljon melyik változata bír magyarázó erővel a ROA-mutatónak, amennyiben a modell relevánsnak tartja.

**7. táblázat: ROA mutató alakulása - átlag érték**

%	ROA		ROA korrigált	
	n-2	n-1	n-2	n-1
csődös	-4,06%	-6,00%	-2,59%	-4,56%
nem csődös	6,56%	11,25%	7,67%	12,29%

Forrás: saját számítás

Megjegyzés: adóval és adómegettakarítással korrigálva

Az értékek alakulásából jól látszik, hogy a csődbe jutott vállalatok esetében az eszközök megtérülése romlott, azonban az értékek közötti eltérés nem jelentős.

## Logisztikus modell eredményei

Értekezésemben a Hargita megyei adatmintából számított pénzügyi mutatók többváltozós statisztikai módszerével kialakított modell segítségével csoportosítottam a nem csődös és csődbe jutott vállalatokat. Az alkalmazott statisztikai módszer a bináris logisztikus regresszió volt, tekintettel arra, hogy az eredményváltozónak két kimenetele lehetséges: nem csődös és csődös vállalat. A nem csődös vállalatokat 0-val, a csődös vállalatokat 1-el jelöltem.

A logisztikus regresszió alkalmazása a következő ismérvek mentén történt:

- A végső tisztított minta esetében a 4.1.-es alfejezetben leírtak alapján a modellek változóinak tesztelése (többszöri futtatása) IBM Statistics SPSS 19-es programcsomaggal történt.
- A végső modell kialakításához többszöri futtatásra volt szükség. Az alkalmazott futtatások esetében figyelembe vettem a FORWARD-, a BACKWARD-, és az ENTER-eljárást. Az ENTER eljárás esetében a saját elképzelés alapján válogattam be különböző számú változót és ezek hatását teszteltem. A változók választásánál figyelembe vettem a mutatók közötti korreláció nagyságát, figyelemmel kísérve az esetleges változók közötti multikollinearitást. A multikollinearitás ront a modell klasszifikációs képességén. Ramanathan szerint (2003) azonban ez nem minden esetben igaz, előfordulhat, hogy a multikollinearitás nem ront a modell előrejelző képességén. A figyelmen kívül hagyása akár javíthat is a modell előrejelző képességén.
- A végső modell kialakításába végül 38 mutató került be. Ezen mutatók a próbafuttatások során kerültek kiválasztásra.
- A modell beléptetési kritériumai 5%, a kiléptetési kritérium 10% valószínűségi érték mellett került meghatározásra.
- A teljes mintát 70%-ban tanulási és 30%-ban tesztelőmintára. Fontos, hogy a tanulási minta esetében ahhoz, hogy többváltozós statisztikai elemzést alkalmazzunk, a fizetésképtelen csoport száma több kell legyen, mint 50 megfigyelés. Jelen esetben ez a feltétel teljesült (Engelman et al., 2003).
- A választóvonal értéke (cut value) 0,5, azonban ezt a modell találati értékének maximalizálása érdekében folyamatosan teszteltem, változtattam (Ooghe–Spaenjers, 2010).
- A tesztelések során a modellek pontossága 58,2% és 75,8% között mozgott a csődbe jutott vállalatok találati aránya esetében.

A modell végső egyenlete:  $P(\text{csőd}) = \frac{e^{-1,946-21,134 \cdot x_1 - 15,835 \cdot x_2 - 1,197 \cdot x_3 + 0,002 \cdot x_4 + 1,880 \cdot x_5}}{1 + e^{-1,946-21,134 \cdot x_1 - 15,835 \cdot x_2 - 1,197 \cdot x_3 + 0,002 \cdot x_4 + 1,880 \cdot x_5}}$ , ahol:

- x1 ROA
- x2 CF/Nettó Árbevétel
- x3 Árbevétel növekedése
- x4 Kereskedelmi tartozások forgási ideje
- x5 Tartozás/ Árbevétel

A modell találati aránya a tanulási minta esetében 95,0%, a tesztelő minta esetében 96,5% volt 0,5-ös választóvonal (cut value) esetében.

## Neurális hálóval előállított modell eredményei

A háló tervezésénél 1 és 2 köztes réteget is figyelembe vettem eltérő neuron számmal. A legjobb modellnek a két köztes rétegből álló háló bizonyult, a végső modell felépítése a következő volt: bementi réteg 38 vállalati mutató, a két köztes réteg rendre 7 illetve 5 neuront tartalmazott, a végső kimeneti réteg 2 neuronból állt. A köztes rétegek és a kimeneti réteg neuronjainak aktiválási függvénye szigmoid formájú volt. A tanítás, kötegelt tanítással történt<sup>1</sup>. Az egy rejtett

<sup>1</sup>A kötegelt tanítás azt jelenti, hogy a súlyok korrekcióját csak a teljes lefutás után korrigáljuk.

réteges háló esetében a 3 neuronból álló modell, ugyanolyan jónak bizonyult, mint a 7 neuronból álló tesztelő minta esetében. Ugyanakkor a 20-3-2-es felépítésű hálózat teljes mintán mért találati aránya megegyezett a 20-7-5-2-es felépítésű hálózat találati arányával azonban az elsőfajú hiba értéke kisebb volt 3,1 százalékponttal. A végső modell találati értéke a tesztelő minta esetében 97,1% volt. A neurális hálómodellek döntő többségében a fizetésképtelenség- és csőd kutatás elmélete által meghatározott mutatók jöttek ki, mint legnagyobb fontossággal bíró változók. A legnagyobb fontossággal bíró változó minden futtatás esetében a teljes tartozás aránya az árbevételből mutató volt.

### Főkomponenselemzésen alapuló modellek alkotás eredményei

A vállalati fizetésképtelenség előrejelzésében a főkomponenselemzéssel nyert új változók bevonása javíthatja a modell előrejelző képességét. A főkomponenselemzés a pénzügyi modellezésben gyakran alkalmazott módszer. A módszer előnye abban rejlik, hogy a változókat komponensekbe soroljuk, és az így kapott új komponensek között nem lép fel a multikollinearitás problémája, amely más többváltozós modellezés esetében nem kívánatos. A főkomponensen alapuló modell előállításához bemeneti adataként a teljes változó listából 43 pénzügyi mutatót használtam fel első lépésben. A modell KMO=0,833 értéke szerint az elemzés alkalmas volt főkomponens kialakítására. A csoportosítást vizsgálva, az elosztása nem tűnt ésszerűnek, az utolsó 3 komponensbe rendre 2-1-1 változó került. A komponensek a teljes variancia 83,78%-át magyarázták. Az egyik komponens a vállalatok méretét jellemző két pénzügyi változót tartalmazta (mérlegfőösszeg és árbevétel logaritmikus értéke), azonban ezeknek a változónak az egyedi alkalmassága nem érte el a 0,5 küszöböt. Ezeket a változókat további teszteléseknél használtam. Hasonló 0,5-s érték alatti volt a pénzkonverzió ciklust számító változó is. Kihagyva a 3 változót és újra futtatva az elemzést a KMO érték 0,86-ra javult, azonban a változók a teljes variancia 79,94%-át magyarázták. A kialakult 8 komponens összetétele az előzőhöz képest keveset változott. Eltűnt a vállalat méretét képviselő komponens illetve a vevőkövetelés és a szállítói kötelezettség aránya változó bekerült a likviditási mutatók csoportjába. A méretet jellemző változókat és főkomponensét későbbi teszteléseknél használtam. Az adatok újrafuttatásával és szűkítve a 7 komponensbe való tömörítést, az eredmény jobbnak bizonyultak a KMO értékei alapján (0,863).

### Főkomponens alapú logisztikus regressziós modell

A modell alkotás esetében az összehasonlíthatóság megőrzése miatt ugyanazon feltételeket hagytam meg mint a sima logisztikus regresszió esetében. A végső modell találati aránya a tanulási mintán jobb, mint a főkomponens nélküli modell esetében (95,0%). Ez az eltérés azonban nem jelentős. A tesztelő minta esetében a teljes találati érték 97,1% volt 0,5-ös választóvonal (cut value) esetében. Összehasonlítva a főkomponens nélküli modellel elmondható, hogy a találati érték javult 0,6 százalékpontot.

A végső modell egyenlete a következő:

$$P(\text{csőd}) = \frac{e^{-8,713-5,037 \cdot x_1 - 1,708 \cdot x_2 - 1,419 \cdot x_3 - 4,084 \cdot x_4 - 0,848 \cdot x_5 - 2,098 \cdot x_6 - 0,355 \cdot x_7}}{1 + e^{-8,713-5,037 \cdot x_1 - 1,708 \cdot x_2 - 1,419 \cdot x_3 - 4,084 \cdot x_4 - 0,848 \cdot x_5 - 2,098 \cdot x_6 - 0,355 \cdot x_7}}, \text{ ahol:}$$

x1	F1	főkomponens;	x5	F6	főkomponens;
x2	F2	főkomponens;	x6	V11_1	– nettó árbevétel/átlagolt mérlegfőösszeg;
x3	F3	főkomponens;	x7	F7	főkomponens.
x4	F5	főkomponens;			

## Főkomponens alapú neurális hálómodell

A főkomponensekkel közösen készült neurális háló modell bemeneti neuronok száma 45 változót tartalmazott (37 pénzügyi mutató és 7 főkomponens). A vizsgálat során a mintát, hasonlóan a többi modell kialakításához, ugyanazon két csoportra osztottam: 71,1% tanulási és 28,9% tesztmintára. A próba futtatások során a háló tervezésénél 1 és 2 köztes réteget vettem figyelembe eltérő neuron számmal. A tesztelés során azt is megvizsgáltam, hogy csak a főkomponensekből álló modell találati értéke mennyire lesz jobb a többi modellhez képest. A neuronháló felépítése 7 neuront (főkomponenst) tartalmazó bemeneti rétegből, 1 rejtett rétegből és 1 kimeneti rétegből állt. A modell találati értéke alulmaradt a sima logisztikus regresszióhoz képest is. A végső modell találati értéke jóval magasabb, mint az előző modellek találati értéke

**8. táblázat: Főkomponensen alapuló neurális hálómodell klasszifikációs táblázata**

Neuronháló felépítése	Tanulóminta			Tesztelóminta		
	nem csődös	csődös	teljes	nem csődös	csődös	teljes
45-7-2	99,60%	68,80%	96,50%	99,30%	81,80%	97,40%

Forrás: SPSS output, saját számítás

A főkomponenseket tartalmazó modell esetében a legnagyobb találati értékkel az egy rejtett rétegű hálók rendelkeztek, ugyanakkor ezek a modellek esetében volt a legkisebb az elsőfajú hiba (29,21%). **A különböző modellek találati értékét, a ROC-görbe alatti terület értékét és a Gini-koefficiensét véve figyelembe, megállapítható, hogy a főkomponenselemzés javít a modell előrejelző képességén. Az 10. számú táblázat a 4 modell találati értékét mutatja be. Az adatokat vizsgálva megállapítható, hogy a legjobban teljesítő modell a főkomponens alapú neurális hálómodell (FNN). Ebben az esetben a tesztelő minta csődös találati értéke a legjobb (81,80%). A teljes minta esetében a találati érték a várakozásoknak megfelelően alakult. Meg kell jegyezni azonban, hogy a sima neurális háló ugyanolyan teljesítményt ért el, mint a főkomponens alapú logisztikus regressziós modell. A ROC-görbe alatti terület értékeit és a Gini-koefficiensét vizsgálva, azt a következtetést is levonhatjuk, hogy a főkomponens elemzésen alapuló logisztikus regresszió modell gyengébben teljesít, mint a neurális hálózat, az eltérés azonban minimális. A főkomponens alapú modell elkészítése és tesztelése jelentősen több időt vett fel.**

**10. táblázat: A végső modellek találati értékei**

	LR-modell		NN-modell		FLR-modell		FNN-modell	
	tanuló minta	tesztelő minta	tanuló minta	tesztelő minta	tanuló minta	tesztelő minta	tanuló minta	tesztelő minta
Teljes minta	95,00%	96,50%	95,90%	97,10%	95,90%	97,10%	95,50%	97,40%
ROC értéke	0,954		0,964		0,961		0,971	
Gini koefficiens	0,908		0,928		0,922		0,942	
I. fajú hiba	41,60%	24,20%	36,40%	24,20%	35,10%	24,20%	31,20%	18,20%
II. fajú hiba	0,90%	1,10%	0,40%	0,40%	0,60%	0,40%	0,40%	0,70%

Forrás: saját számítások

**Megjegyzés:** LR – logisztikus regresszió modell, NN – neurális háló modell, FLR – főkomponens alapú logisztikus regresszió modell, FNN – főkomponens alapú neurális háló modell.

A főkomponens alapú neurális hálómodell esetében az elsőfajú hiba a legalacsonyabb, 18,20%-os. A többi modell esetében az elsőfajú hiba nagysága azonos a tesztelóminta esetében. A másodfajú hiba értékeit vizsgálva megállapítható, hogy a modellek között nem jelentős az eltérés. A modellek ROC-görbe alatti terület értékét figyelembe véve megállapítható, hogy a

főkomponens elemzésen alapuló neurális háló teljesít a legjobban, a teljes minta találati értéke a tesztelőmintán 97,40%, ezt a neurális háló követi (97,10%). A főkomponens alapú logisztikus regresszió ROC-görbe alatti értéke 0,3% százalékponttal tér el a neurális háló értékétől, az eredmény egy kicsit meglepő, mivel azt vártam, hogy a főkomponens alapú modellek találati értéke jobb lesz, mint a sima vállalati pénzügyi mutatókkal számolt modelleké. Az eredményeket vizsgálva kijelenthető, hogy a neurális hálómodellek alkalmazása jobb a logisztikus regresszió modellekénél; azt is hozzá kell tenni, hogy a főkomponenselemzés alkalmazása javítja a modell találati értékét.

Összegzésként a következők állapíthatók meg. A vállalati pénzügyi mutatókat tartalmazó modellek találati értéke alacsonyabb, mint a főkomponenseket is figyelembe vevő modelleké. A főkomponenst is tartalmazó modelleknél megállapítható, hogy a logisztikus regresszió esetében a főkomponens alapú modell felülmúlja a csak pénzügyi mutatókat tartalmazó változók segítségével készített logisztikus regressziós modellt, azonban a csak pénzügyi mutatókat tartalmazó neurális hálómodell találati értékétől elmarad.

E kutatás hozzájárul a romániai vállalati csőd és fizetésképtelenség kutatásához is, kiegészítve ezt a modellek találati értékeinek tesztelésével. A romániai vállalati fizetésképtelenség- és csőd-kutatás az adatokhoz való nehéz hozzáférése miatt még nem jelentős, összehasonlítva a nemzetközi téren megjelent eddigi tanulmányokkal. A hazai kutatások közül Brîndescu és Goleț (2013) tanulmánya tekinthető nagymintás vizsgálatnak. Az általuk felhasznált Temes megyei adatállomány segítségével készült végső modell 5 változót tartalmazott a kezdeti 11-ből. Ebből a vevőállomány forgása változó, hasonlóan a Hargita megyei adatmintához, szintén szerepelt a végső modellben. A szerzők eredményükben kiemelik a kis- és közepes vállalatok esetében a működő tőke fontosságát a fizetésképtelenség előrejelzésénél.

### **A fizetésképtelenség előrejelzésében a pénzügyi mutatók mellett a makrogazdasági és makropénzügyi mutatók javíthatják a modell előrejelző képességét.**

A vállalati fizetésképtelenség- és csőd-kutatás kis részét képezik azok a tanulmányok, amelyek makrogazdasági változók hatását vizsgálják a vállalati csődre. A makrogazdasági és makropénzügyi trendek beépítést javasolják vállalati modellezésében (Hernandez–Wilson, 2013), (Bottazzi et al., 2010), (Hol, 2007). A kutatás során azt is megvizsgáltam, hogy a vállalati csődöt előrejelző modellek javíthatóak makrogazdasági folyamatokat jellemző trendek beépítésével. A modellalkotásnál a vállalati pénzügyi mutatók mellett teszteltem az országos árbevétel 7 éves trend-meredekségét jellemző beta-együtthatót iparági bontásban. Teszteltem ugyanakkor a megyei változatát is ennek a változónak. Mivel a vállalati adatminta esetében nem rendelkeztem információval arról, hogy az árbevétel megyén belül vagy megyén kívülről származik, fontosnak tartottam ennek a változónak is a vizsgálatba való bevonását. Azt feltételeztem, hogy az árbevétel esetében amennyiben az országos trend nem magyarázó változó, akkor a megyei változónak annak kell lennie. A hétéves időszakok iparági trendszámításához felhasznált országos és megyei adatokat a romániai Országos Statisztikai Hivatal és a hazai Pénzügyminisztérium weboldaláról gyűjtöttem be. A hétéves időszak egy felső határ volt az adatok szempontjából. Ennél hosszabb adatsor már nem volt abban az iparági eloszlásban, mint amilyennel a dolgozatban felhasznált megyei adatoknál rendelkeztem. Ugyanakkor a 7 éves időszakot elég hosszúnak ítélt meg, amely már rendelkezhet azzal az információval, amely az adott piac alakulását jellemezni képes. Azt feltételeztem, hogy az árbevétel trendjének a beta értéke ellentétesen hat a csőd valószínűségének bekövetkezésére. Minél jobban nő az árbevétel, annál kisebb a fizetésképtelenség vagy csőd kialakulásának a veszélye. Hasonlóan működik, mint az árbevétel éves növekedési rátája, csak ebben az esetben egy iparágnak a tendenciáját építi be a modellezésbe. Ugyanezen időszakra kiszámoltam az országos és megyei GDP-adatokból a beta együttható értékét. A GDP esetében várható, hogy pozitív teljesítése a gazdaságnak csökkenti a fizetésképtelenség kialakulását, ugyanakkor a GDP trendje mint a



kínálatot jellemző tényező is alkalmazható a modellben. További magyarázó változónak tekintettem az inflációt és az átlagos vállalati hitelkamatlábát 1 és 5 éves futamidőre. Ez utóbbi esetben a hatást külön teszteltem: elsősorban figyelembe vettem az illető évi kamatlábát, másodsorban számoltam az 5 éves trend értékével is. Az infláció esetében a szakirodalomban megoszló eredmények születtek a fizetéseképtelenség és csőd valószínűségére gyakorolt hatását illetően (Hernandez–Wilson, 2013). Egy része a kutatásoknak negatív kapcsolatot feltételez az infláció és a csőd bekövetkezésének valószínűsége között, amit azzal magyaráznak, hogy a növekvő infláció hatására a befektetők – pénzüik értékvesztését elkerülve – nagyobb kockázatot vállalnak, és szabadon lévő megtakarításaikat befektetik, ennek meg jótékony hatása van (Qu, 2008). A tanulmányok másik része azt feltételezi, hogy az infláció növekedése a gazdaság gyengeségét jellemzi, ami hatással lehet a banki szektorra, ez pedig a vállalati hitelezésre is kihat (Mare, 2013). A hitelkamatláb esetében arra számítottam, hogy a csökkenő trend a vállalatok vállalkozási kedvét javítja, vagy a hitelek alacsonyabb költségen való hozzájárása csökkenti a fizetéseképtelenség vagy csőd valószínűségét. Ezt a feltételezést óvatosan kezeltem, mivel a megyei vállalatok esetében a hosszú távú adósság nem volt jellemző, erre a vállalati pénzügyi mutatók összehasonlításakor derült fény. Ezért teszteltem csak a rövid távú finanszírozás költségével a megyei adatmintán. A végső adatokat a vállalati pénzügyi mutatókkal együtt felhasználtam újabb modellek tesztelésére (a modellek eredményei a 11. számú táblázatban láthatóak).

A logisztikus regresszió esetében már a kialakított pénzügyi mutatókból álló modellhez tettem hozzá a gazdaságot jellemző változókat. A logisztikus regresszió alkalmazása a következő ismérvek mentén történt:

- Az alkalmazott futtatások esetében az ENTER-eljárást alkalmaztam.
- A modell beléptetési kritériuma 5%, a kiléptetési kritérium 10% valószínűségi érték mellett került meghatározásra.
- A teljes minta összetétele ugyanaz, mint a többi modell esetében. A minta 70%-ban tanulási és 30%-ban tesztelőmintára került felosztásra.
- A választóvonal értéke (cut value) 0,5, ezen változtatásával még finomítható a modell.

A logisztikus regresszió futtatását követően a következőket tapasztaltam. Első lépésben, amikor a vállalati pénzügyi mutatókhoz hozzátettem az összes gazdasági (7 új) változót, a modell találati értéke nem változott, ugyanakkor a mutatók nem voltak szignifikánsak. Ezt követően a modellt újra teszteltem, ezúttal azonban egyenként téve hozzá az alapmodellhez. A változók futtatását követően javulást tapasztaltam a modell találati értékét tekintve, de nem minden esetben. A 11. számú táblázat a különböző modellek találati értékét és fontosabb tesztstatisztikáit szemlélteti, összehasonlítva a csak pénzügyi mutatókat tartalmazó alap logisztikus regressziós modellel (modell 0.). Az országos árbevétel-trend és a megyei trend hatásait tartalmazó modellek találati értékei megegyeznek, az alapmodellhez képest 0,30 százalékponttal jobbak. Az országos és megyei GDP-adatok hozzájárulása a modellben szignifikáns, azonban nem javít jelentősen a modell találati értékén, az alapmodell találati értékéhez képest alatta maradt. Hasonló eredményt kaptam az infláció alkalmazásánál is. A 8. számú modell, amely a megyei GDP és árbevétel trendértékeit is tartalmazta 0,5 választóvonal esetében hasonló találati értéket ért el az alapmodellel, azonban 0,55-ös választóvonal esetében a találati érték a neurális hálómodell találati értékével lett egyenlő (97,1% a tesztelőminta esetében). Meg kell jegyezni, hogy a futtatások során nem javult az elsőfajú hiba értéke az alapmodellhez képest egyik modell esetében sem. A hitelkamatlábak változók alkalmazása egyik modell esetében sem volt szignifikáns. A megyei és országos GDP-trend esetében a találati értékek azért nem térnek el egymástól, mert a megye gazdasági helyzete nem különbözik lényegesen az országostól. Hasonló a helyzet az országos árbevételből számolt trend és a megyei trendből képzett modellek esetében is. A tapasztalt eltérések nem jelentősek, így kevésbé befolyásolják a modellek találati értékét. Az infláció mint modellben szereplő változó szignifikáns volt (sig. = 0,003), ugyanakkor

az együttható előjele pozitív, ami azt sugallja, hogy a csőd kialakulását erősíti (beta értéke 21,366 volt). Fontosnak tartanám a későbbiekben olyan modellek tesztelését is, amelyeknél az infláció az alapanyagok árszintjének az alakulását veszik figyelembe. A modellek találati értékénél számolt ROC-görbe alatti terület és az ebből számolt Gini-koefficiens értékeit figyelembe véve az a következtetés vonható le, hogy nagyobb pontossággal rendelkezik a GDP-értékeket figyelembe vevő modell. A 8-as modell ezek alapján gyengébben teljesít, mint a GDP-adatokat tartalmazó modell, azonban 0,4 százalékponttal így is jobbnak minősíthető, mint a sima pénzügyi mutatókból készített logisztikus regressziómodell.

A neurális hálómodellek esetében a próbafuttatások nem jártak jelentős változással, hasonló eredményeket sikerült elérni, mint a főkomponens-alapú neurális hálómodellek esetében. A legjobb találati arányt a két rejtett réteget, rendre 7 és 5 neuront tartalmazó háló volt. Az első fajú hiba értéke 18,2% volt a tesztminta esetében, azonban a ROC-görbe alatti terület 97,2% volt, egy százalékponttal nagyobb, mint a főkomponens alapú neuronháló modellek esetében. A neuronháló-próbafuttatások során a legnagyobb relatív fontosságot a makrogazdasági változók közül, a megyei GDP (0,302) és az infláció érte el (0,347).

A végső gazdasági jellemzőket is tartalmazó modell formája a következő:

$$P(\text{csőd}) = \frac{e^{-18,395 \cdot x_1 - 17,410 \cdot x_2 - 1,487 \cdot x_3 + 1,980 \cdot x_4 - 0,002 \cdot x_5 - 4,957 \cdot x_6 - 14,209 \cdot x_7}}{1 + e^{-18,395 \cdot x_1 - 17,410 \cdot x_2 - 1,487 \cdot x_3 + 1,980 \cdot x_4 - 0,002 \cdot x_5 - 4,957 \cdot x_6 - 14,209 \cdot x_7}}, \text{ ahol:}$$

x1 – ROA

x2 – árbevétel arányos CF

x3 – árbevétel növekedési üteme

x4 – tartozások és nettó árbevétel aránya

x5 – kereskedelmi tartozások forgása

x6 – megyei árbevétel trend

x7 – megyei GDP trend

A tesztelések során arra a következtetésre jutottam, hogy a makrogazdasági változók beépítése a csődöt előrejelző modellek esetében javítja a minta találati értékét. Azon változók, amelyek szorosan köthetők a vállalatok tevékenységi területéhez (ebben az esetben a megyei gazdasági trendeket jellemző mutatók), nagyobb magyarázó erővel bírnak, mint az országos trendadatok. A neurális háló tesztelések során a találati értékek javultak, azonban a gazdasági mutatók relatív fontossága a modelleken belül nem volt jelentős.

11. táblázat: Gazdasági változók hatása a logisztikus regressziós modellre

<i>cutvalue = 0,5</i>		Modell 0	Modell 1	Modell 2	Modell 3	Modell 4	Modell 5	Modell 6	Modell 7	Modell 8
Változók		5 vállalati pénzügyi mutató	5 vállalati pénzügyi mutató + országos árbevétel trend	5 vállalati pénzügyi mutató + megyei árbevétel trend	5 vállalati pénzügyi mutató + infláció	5 vállalati pénzügyi mutató + országos GDP	5 vállalati pénzügyi mutató + megyei GDP	5 vállalati pénzügyi mutató + hitel kamatláb trend	5 vállalati pénzügyi mutató + éves hitel kamatláb	5 vállalati pénzügyi mutató + megyei GDP és árbevétel trend
Nagelkerke R <sup>2</sup>		0,683	0,703	0,701	0,702	0,704	0,706	0,702	0,698	0,717
Hosmer–Lemesow teszt		0,653	0,976	0,603	0,889	0,942	0,938	0,963	0,868	0,843
Tanuló minta	nem csődös	99,10%	99,10%	99,00%	99,00%	99,30%	99,10%	99,30%	99,30%	99,40%
	csődös	58,40%	63,60%	63,60%	62,30%	62,30%	62,30%	61,00%	61,00%	63,60%
	teljes minta	95,00%	95,50%	95,40%	95,30%	95,50%	95,40%	95,40%	95,40%	95,80%
Tesztelő minta	nem csődös	98,90%	99,30%	99,30%	97,80%	98,60%	98,60%	98,60%	98,60%	98,90%
	csődös	75,80%	75,80%	75,80%	75,80%	72,70%	72,70%	72,70%	75,80%	75,80%
	teljes minta	96,50%	<b>96,80%</b>	<b>96,80%</b>	95,50%	95,80%	95,80%	95,80%	96,10%	<b>96,50%</b> <b>97,10%*</b>
ROC		95,4%	95,4%	95,3%	95,7%	<b>96,0%</b>	<b>96,0%</b>	95,9%	95,7%	95,8%
Gini-koefficiens		0,9080	0,9080	0,9060	0,9140	<b>0,9200</b>	<b>0,9200</b>	0,9180	0,9140	0,9160

Forrás: SPSS output, saját számítás.

\*A cutvalue 0,55 értékre való változtatása a teljes minta találati értékét 97,1%-ra javítja.

### 3. ÚJ ÉS ÚJSZERŰ TUDOMÁNYOS EREDMÉNYEK

Kutatási eredményeim alapján 4 új, illetve újszerű tudományos eredmény fogalmazható meg:

- 1. A Hargita megyében levő kis- és középvállalkozások mérete nem befolyásolja a várható fizetésképtelenséget, illetve a csőd bekövetkezését. A vállalat mérete nem szignifikáns magyarázó változó a várható csőd kialakulásának szempontjából.***

Ez a feltételezés azon alapszik, hogy a nagy eszközállománnyal rendelkező vállalatok könnyebben jutnak hozzá finanszírozáshoz, illetve a „to big to fail” elv a vállalati szférában is érvényesül. A feltételezés a vizsgálatok során igazolást nyert, tekintettel arra, hogy a méretet jellemző mutatók közül egyik sem került be a végső modellbe. A főkomponenselemzés során a két mutatót már az első fázisban ki kellett ejteni, amikor a kommunalitás értéke nem érte el a 0,25-ös értéket, a méretet jellemző változók egyetlen faktorról sem korreláltak közepesen. Ennek ellenére a méret-változót és a vállalati méretet jellemző főkomponens felhasználtam a logisztikus regressziós modell és neurális hálómodell-alkotás esetében. Az eredményeket vizsgálva azonban megállapítható volt, hogy a méretet jellemző változók nem járulnak hozzá a modell szempontjából a találati érték javításához. Sok esetben a logisztikus regressziós modellnél a méretet jellemző mutatók nem voltak szignifikánsak (csak 10% szignifikanciaszint mellett lehetett volna elfogadni), míg a neurális háló esetében a változók és a főkomponens relatív fontossága alacsony volt.

A szakirodalomban gyakran vitatott téma, hogy a vállalat mérete befolyásolja-e a fizetésképtelenséget vagy csőd kialakulását. Egyes szerzők szerint a méret és csődbe jutás között a kapcsolat szignifikáns, míg mások szerint nincs köze a méretnek a csőd kialakulásához. Úgy gondolom, hogy a vállalati méret abban az esetben befolyásolhatja a csőd vagy fizetésképtelenség kialakulását, amennyiben a vállalat túlnövi magát a szervezeti felépítésén és nem történik szervezeti átalakítás az új helyzetnek megfelelően. Ugyanakkor a vállalat méretének hatását a csőd kialakulására véleményem szerint külön kell kezelni kis- és középvállalkozások és nagyvállalatok esetében. Azon tanulmányok, amelyek a KKV-szektor fizetésképtelenségét tanulmányozzák, gyakran szignifikáns mutatóknak találják a vállalat méretét. Nagy vállalatok esetében ez kevésbé igaz, mivel méretükből adódóan szigorúbb a felügyelet és a kontroll. A szakirodalmi feldolgozás során, több olyan vizsgálattal is találkoztam, ahol a vállalati minta nem volt elkülönítve – kis- és közepes és nagy vállalatokra –, a szerzők pedig a méret változót szignifikánsnak találtak modelljükben.

- 2. A Hargita megyei kis- és középvállalkozások fizetésképtelenségét a működő tőke menedzsmentje és a hozzá kapcsolódó forgási sebesség mutatók képesek jobban előre jelezni. A megye vállalatainak fizetésképtelensége mögött a körbetartozások húzódnak.***

A kutatás során számos modell futtatását követően az eredmények azt a feltételezésemet igazolták, hogy a megyében bejegyzett és gazdasági tevékenységet folytató vállalatok esetében a csőd kimutatásában a forgási sebességgel kapcsolatos pénzügyi mutatók jelentős szerepet játszanak. A kis- és közepes vállalatok csőd és fizetésképtelenségének modellezésével foglalkozó nemzetközi tanulmányok szerzői hasonlóan vélekednek. Véleményem szerint ehhez az is hozzájárul, hogy a megyei vállalatok az országos vállalatokhoz képest kevésbé finanszírozzák tevékenységüket banki kölcsönrel. A Román Nemzeti Bank adatait vizsgálva jól láthattuk, hogy a vállalati hitelek nagysága a megyében az országos átlagértékek alatt vannak, ugyanakkor az országos hitelállomány nagyságának alig 0,56% tette ki a megyei érték 2015-ben. A megyei vállalati szféra hitelállománya átlagban 4,30%-kal csökkent a vizsgált 2010–2015-ös időszakban, míg az országos átlagértékek 0,50%-kal növekedtek.

A modellek változóinak összetétele és magyarázó ereje is azt a tényt támasztja alá, hogy a forgási sebesség mutatók jelentős magyarázó erővel rendelkeznek a fizetéseképtelenség meghatározásában. A négy modell tesztelésében fontos szerepet játszik a kereskedelmi tartozások forgása, a két neuronháló-modell esetében a modellek relatív fontosságát figyelembe véve mindhárom forgási sebesség megjelenik. A főkomponens elemzésen alapuló logisztikus regresszió esetében a működő tőkével kapcsolatos főkomponens is meghatározó.

Igazolást nyert azon feltételezésem is, miszerint a csőd okát részben a körbetartozás határozza meg. A modellek tesztelése során a nettó árbevétel és átlagolt mérlegfőösszeg változó együtthatója a várthoz képest ellentétes előjelet kapott. Alapos vizsgálat után megállapítható, hogy a fizetéseképtelen vállalatok esetében az árbevétel több mint fele vevői követelésként szerepel a vállalati vagyonban. A fizetéseképtelenséget két évvel megelőzően a vállalatoknál a vevőkövetelés aránya az árbevételeiből 47,37% volt. Egy évvel később az arány tovább romlott, egészen 62,22%-ra. Az egészséges vállalatok esetében ugyanezen időszakot vizsgálva ez az arány javult, 21,59%-ról 20,21%-ra csökkent.

### ***3. A főkomponenselemzés segítségével készült kis- és közepes vállalatok csődjét előrejelző modellek megbízhatóbbak, mint a mutatók egyedi értékeiből képzett modellek.***

A különböző modellek találati értékét, a ROC-görbe alatti terület értékét és a Gini-koefficiensét véve figyelembe, megállapítható, hogy a főkomponenselemzés javít, a modell előrejelző képességén. Az adatokat vizsgálva megállapítható, hogy a legjobban teljesítő modell a főkomponens alapú neurális hálómodell (FNN). Ebben az esetben a teljes minta találati értéke a legjobb (97,40%), ugyanakkor ennél a modellnél a fizetéseképtelen vállalatok helyes besorolása a legmagasabb (81,80%). Meg kell jegyezni azonban, hogy a sima neurális háló ugyanolyan teljesítményt ért el, mint a főkomponens alapú logisztikus regressziós modell. A ROC-görbe alatti terület értékeit és a Gini-koefficiensét vizsgálva azt a következtetést is levonhatjuk, hogy a főkomponenselemzésen alapuló logisztikus regressziómodell gyengébben teljesít, mint a neurális hálózat, az eltérés azonban minimális. A főkomponens alapú modell elkészítése és tesztelése jelentősen több időt vett fel.

A főkomponens alapú neurális hálómodell esetében az elsőfajú hiba a legalacsonyabb, 18,20%. A többi modell esetében az elsőfajú hiba nagysága azonos. A másodfajú hiba esetében a modellek között nem jelentős az eltérés. A modellek ROC-görbe alatti területének értékét figyelembe véve egyértelműen megállapítható, hogy a főkomponens elemzésen alapuló neurális háló teljesít a legjobban (97,1%), ezt a neurális háló követi (96,4%). A főkomponens alapú logisztikus regresszió ROC-görbe alatti értéke 0,3% százalékponttal tér el neurális háló értékétől, az eredmény egy kicsit meglepő, mivel arra számítottam, hogy a főkomponens alapú modellek találati értéke jobb lesz, mint a sima vállalati pénzügyi mutatókkal számolt modelleké. Az eredményeket vizsgálva kijelenthető, hogy a neurális hálómodellek alkalmazása jobb a logisztikus regresszió-modellekénél, s azt is hozzá kell tenni, hogy a főkomponenselemzés alkalmazása javítja a modell találati értékét.

Összegzésként megállapítható, hogy a logisztikus regresszió esetében a főkomponens alapú modell felülmúlja a sima változók segítségével készített modellt, azonban a neurális háló modell találati értékétől elmarad.

### ***4. A csődbejutott kis- és közepes vállalatok előrejelzésében a pénzügyi mutatók mellett a makrogazdasági és makropénzügyi mutatók javíthatják a modell előrejelző képességét.***

A modellalkotásnál a vállalati pénzügyi mutatók mellé az országos iparági árbevételek 7 éves lineáris trendjét jellemző beta-együtthatót vettem alapul. Ennek a változónak elkészítettem a megyei változatát is, abból a megfontolásból, hogy a megyei vállalatok esetében nincsen

információ arról, hogy az árbevétel megyén belülről vagy megyén kívülről származik-e. Így azt feltételeztem, hogy az árbevétel esetében amennyiben az országos trend nem magyarázó változó, akkor a megyei változónak annak kell lennie.

Várakozásaim szerint az árbevétel lineáris függvényének beta-értéke ellentétesen hat a csőd valószínűségének bekövetkezésére. Minél nagyobb a beta értéke, annál kisebb a csődbe jutás kialakulása. Hasonlóan működik, mint az árbevétel éves növekedési rátája, csak ebben az esetben egy iparágnak a tendenciáját építjük be a modellbe.

A logisztikus regresszió esetében már a kialakított pénzügyi mutatókból álló modellhez tettem hozzá a gazdaságot jellemző változókat. A megyei és országos GDP-trend esetében a találati értékek azért nem térnek el egymástól, mivel a megye gazdasági helyzete nem különbözik lényegesen az országostól. Hasonló a helyzet az országos árbevételből számolt trend és a megyei trendből képzett modellek esetében is. A tapasztalt eltérések nem jelentősek, így kevésbé befolyásolják a modellek találati értékét.

A neurális hálómodellek esetében a próbafuttatások nem jártak jelentős változással, hasonló eredményeket sikerült elérni, mint a főkomponens alapú neurális hálómodellek esetében.

A tesztelések során arra a következtetésre jutottam, hogy a makrogazdasági változók beépítése a csődöt előrejelző modellek esetében javítja a minta találati értékét. Azon változók, amelyek szorosan köthetők a vállalatok tevékenységi területéhez (ebben az esetben a megyei gazdasági trendeket jellemző mutatók), nagyobb magyarázó erővel bírnak, mint az országos trendadatok. A neurális háló tesztelések során a találati értékek javultak, azonban a gazdasági mutatók relatív fontossága a modelleken belül nem volt jelentős.

## 4. KÖVETKEZTETÉSEK ÉS JAVASLATOK

A vállalati fizetéseképtelenség és csődkutatás szakirodalmának feldolgozása és a Hargita megyei vállalati mintán végzett kutatásom során több következtetés és javaslat fogalmazódott meg bennem. A vállalati csőd és fizetéseképtelenség modellezése egyre fontosabbá válik a hitelezőknek, a gazdasági döntéshozóknak és a kereskedelmi partnereknek. A vállalati fizetéseképtelenség kutatása Közép-Kelet-Európában még mindig hiányos, Romániában ez a terület az adatok hiánya miatt kiegészítésre szorul. A csődkutatás jelentős része a nagyvállalati minták tesztelésével foglalkozik, míg a kis- és közepes vállalatok csődbe jutásának és fizetéseképtelenségének tanulmányozása háttérbe szorul. A vállalati csőd és fizetéseképtelenség kutatásainak jelentős része azzal foglalkozik, hogy melyek azok a pénzügyi mutatók, amelyek segítségével a lehető legnagyobb találati értékkel bíró modellek állíthatók elő (Altman és Hotchkiss, 2006). Ez igaz a romániai csődkutatásokra is, ugyanakkor meg kell jegyezni azt is, hogy a kis- és közepes vállalatok esetében ezen tanulmányok száma meglehetősen kevés.

A jövőben fontosnak tartom azon vállalati minták tanulmányozását, amelyek összetételében a fizetéseképtelenné vált vállalatok, amelyek utólag sikeres átszervezésen estek át, és a fizetéseképtelenségi eljárást követő harmadik évben is működőképesek. Milyen pénzügyi mutatók jellemzők a túlélő vállalatokra, milyen pénzügyi változások tapasztalhatóak a sikeresen túlélő és végleg csődbement vállalati minták között. Kérdésfelvetések: Melyek lehetnek azon jellemzők, amelyek a csőd bekövetkezését felgyorsították? Meggyőződésem, hogy a megyében tevékenykedő vállalatok esetében a döntéseket nem előre megtervezett stratégiák mentén hozzák, hiányzik a pénzügyi tervezés. Ezeknek a hiánya vagy létezése mennyiben befolyásolja a csőd valószínűségének bekövetkezését?

Fontosnak tartom, hogy a szürke zónában lévő vállalatok jellemzőit is vizsgáljam. A szürke zónában lévő vállalatok esetében a pénzügyi mutatók értékei a két csoport között nagyon hasonlóak. Véleményem szerint ezeknek a szétválasztása már összetettebb, bonyolult dinamikus modellezést igényel. A pontos gazdasági és pénzügyi helyzetük meghatározása több adatszükségletet támaszt a kutatás során. Ezek esetében a pénzügyi és gazdaságot jellemző adatokon túl olyan változók beépítését is szükségeltethetik, amelyek a vezetőség, a vezetői döntések hatását is képes megvizsgálni. Úgynevezett szoft-adatok, interjúkból szerzett adatok beépítése fontos többletinformációt hordoz. Vezetői magatartás-típusok felhasználása az előrejelző modellekbe szintén javíthatja a minta szétválasztását, találati értéket. Hasonló kísérletet tett Laitinen és Suvas (2016) szerzőpáros is, akik vezetői és kulturális jellemzőket építettek a vállalati fizetéseképtelenséget előrejelző modellekbe.

Az irodalmi kutatás során számomra egyértelművé vált, hogy egy általános és magas megbízható pontossággal előállított modell megalkotása csak úgy lehetséges, ha a vállalati pénzügyi mutatókon és a gazdasági helyzetet jellemző makrogazdasági, makropénzügyi mutatókon túl további jellemzők is beépülnek a modellbe. A vállalati fizetéseképtelenséget, csődöt számos külső tényező (gazdasági trendek, területi adottságok, stb.) és belső tényező (finanszírozási politika, pénzügyi politika, stratégia kivitelezése stb.) befolyásolja (Katits, 2010). A modellek általánosítása ronthatja az előrejelzés pontosságát. A vállalatok területi eloszlásban való vizsgálata, területi gazdasági mutatók mentén, véleményem szerint jobb és pontosabb eredményekhez vezethet. A területi gazdasági jellemzők esetében fontos olyan változók beépítése a modellbe, amelyek a vállalatok gazdasági tevékenységének függőségét és gazdasági központokhoz való kapcsolódását is magukban foglalják.

Számos kutatás a modellezés során a minta összetételénél nem veszi figyelembe a gazdasági válságokat, sokkhatásokat. Az idősorok beépítése a modellbe fontos és hasznos lehet. Azonban az időtáv hossza és kezdeti időpontja nagyobb körültekintést igényel gazdasági szempontból.

Véleményem szerint a vállalati minta kiválasztása esetében fontos, hogy az adatminta ne törjön meg. Érdeemes lehet különböző modelleket futtatni válság előtti, illetve válság utáni helyzetekre. A kapott eredmények rávilágíthatnak arra, hogy a gazdasági válságok miben és hogyan befolyásolták a kis- és közepes vállalatok fizetéseképtelenné válását. Az előrejelző modellek eltérően viselkedhetnek abban az esetben, ha a vizsgált időintervallumban gazdasági sokkhatások is jelen vannak. Ezeknek a gazdasági sokkhatásoknak eltérő hatása lehet az iparágakra, ezeket pedig figyelembe kell venni.

A fizetéseképtelenséget előrejelző modellek pontossága alulmard gyakran a csődöt előrejelző vállalatokéhoz képest. Ennek az oka a mintában szereplő fizetéseképtelen vállalatok összetételében kell keresni. Habár számos publikáció külön kezeli ezt a fogalmat, kevés leírás születik arról, hogy a mintában szereplő fizetéseképtelen társaságok, miután eljárás indul ellenük – mekkora arányban kerülnek felszámolásra vagy újrászervezésre. Ha a mintában az újrászervezés alá eső vállalatok túlsúlyban vannak, akkor a fizetéseképtelen minta pénzügyi mutatók tekintetében nagyon hasonló lesz az egészséges vállalatokéhoz. Ezért érdemes lehet a fizetéseképtelen vállalati mintát kétfelé osztani: sikeresen túlélőkre és azokra, akik végül csődeljárás alá estek.

A csődelőjelzés pontosságát javíthatná egy olyan változó is, amely a vállalat tevékenységének diverzifikációját is jellemzi, azaz megmutatja, hogy tevékenységét tekintve egy vagy egynél több piacon van jelen, illetve beszállítói minőségben mennyire függ egy adott piactól. Véleményem szerint azon vállalat esetében, amely két szektornál többbe tevékenykedik, kisebb a csődbe jutás kockázata a diverzifikáció miatt. Ehhez azonban szükséges a kérdőíves vizsgálat vállalati szinten.



## PUBLIKÁCIÓS LISTA

### I. Folyóirat

#### 1.1. Idegen nyelven megjelent

1. FEJÉR-KIRÁLY GERGELY - TÁNCZOS LEVENTE JÓZSEF: THE ANALYSE OF THE PLANNING HABITS EFFECTS TO THE BUSINESS EFFICIENCY, International Conference on Business and Management, 26-27 April 2013, Izmir, Törökország, 202-211 old. INTERNATIONAL JOURNAL OF BUSINESS AND MANAGEMENT STUDIES Vol. 5, No 1, 2013 ISSN: 1309-8047

2. Gergely FEJÉR-KIRÁLY (2015): Bankruptcy prediction: A survey on evolution, critiques, and solutions, *ActaUniv. Sapientiae, Economics and business*, 3, pp. 93-108, DOI: 10.1515/auseb-2015-0006.

#### 1.2. Magyar nyelven megjelent

1. FEJÉR GERGELY: A TELEPÜLÉSFEJLESZTÉSI INFRASTRUKTÚRA HELYZETE ROMÁNIÁBAN, KÜLÖNÖS TEKINTETTEL A KÖZLEKEDÉSI HÁLÓZATFEJLESZTÉRE, *Közgazdász Fórum*, 2006. - 5. KOLOZSVÁR, ISSN 1582-1986, 48-59 o.

### II. Konferencia közlemények

#### 2.1 Idegen nyelven megjelent

1. CSATA ANDREA - FEJÉR-KIRÁLY GERGELY - GYÖRGY OTTILIA - KASSAY JÁNOS: Competitive or developed region? 9<sup>th</sup> World Congress of Regional Science Association International, 9.-12.mai 2012. Temesvár. – előadás, absztrakt. – angol nyelvű

2. OTTILIA GYÖRGY, ANDREA CSATA, GERGELY FEJÉR-KIRÁLY, ZOLTÁN ANDRÁS: Entrepreneurial situation analysis of the development regions [Analiza situației antreprenoriale la nivelul regiunilor de dezvoltare], *Regionalizare și politici regionale*, szerkesztő: Roxana Demetra Stratulat, Lumen kiadó, 2014, 393-406 o., ISBN 978-973-166-373-9 – roman nyelvű

3. SZŐCS ATTILA, CSATA ANDREA, F. KIRÁLY GERGELY: Conceptual model of the structural effect of brand equity on brand value, International Conference NATURA-ECON, Environmental Dynamics under the impact of Economic Trends - Realities and Perspectives, 2014. marc.7.Szentgyörgy, 350-361 o., ISSN 2359-9081. – angol nyelvű

4. FEJÉR-KIRÁLY GERGELY: Factor analysis with financial ratios in the construction industry in Harghita County, 11th Annual International Conference on Economics and Business, CHALLENGES IN THE CARPATHIAN BASIN, Global challenges, local answers, 16-17 May, – angol nyelvű

5. FEJÉR-KIRÁLY GERGELY - TÁNCZOS LEVENTE-JÓZSEF: Total revenue analysis of SMEs' in Harghita county, 11th Annual International Conference on Economics and Business, CHALLENGES IN THE CARPATHIAN BASIN, Global challenges, local answers, 16-17 May, 2014 – angol nyelvű

## 2.2 Magyar nyelven megjelent

1. FEJÉR-KIRÁLY GERGELY: Kockázati tőke finanszírozás a kis- és középvállalkozások esetében, *Gazdasági és Üzleti Kihívások a Kárpát-medencében Konferencia, 2011*, 248-256. old., ISBN: 978-606-8052-52-6.

2. FEJÉR-KIRÁLY GERGELY – Gáspár Bencéné dr. Vér Katalin: A helyi pénz és az informatika, Vállalkozói és gazdasági trendek a Kárpát-medencében Konferencia, 2012. Státus Kiadó, Csíkszereda, 73-84. old. ISBN 978-606-8052-79-3.

## III. Egyéb

1. FEJÉR-KIRÁLY GERGELY – LÁZÁR EDE: Vállalkozói és gazdasági trendek a Kárpát-medencében I–II–III kötet, Státus Kiadó, Csíkszereda, ISBN 987-606-8052-76-2.

2. VARGA JÓZSEF - FEJÉR-KIRÁLY GERGELY - SZÓKA KÁROLY - KOVÁCS TAMÁS: Nemzetközi pénzügyek, elektronikus tananyag, II. fejezet: Értéktőzsdék működése, megjelenés alatt.