

# Vállalatok hitelkockázati modellezése a Magyar Nemzeti Bank felügyeleti stressztesztjében\*

Horváth Gergő

*A stresszteszt-keretrendszer szabályozói és döntéstámogató eszközként fontos szerepet tölt be a hazai pénzügyi rendszer és az egyedi intézmények sérülékenységeinek megítélésében, így kulcsfontosságú a paraméterbecslési eljárások során alkalmazott modellek folyamatos fejlesztése. Jelen tanulmány a felügyeleti stresszteszt-keretrendszer egyik legfontosabb alkotóelemének, a hitelkockázati veszteségbecslésnek továbbfejlesztését célozza a vállalati csőd- és átmenetvalószínűségek becslésének pontosítása által. A kutatás egy, a hazai bankszektor több szereplőjét magában foglaló, ügyfélszintű default-adatbázisra épül, mely egy teljes gazdasági ciklust (2007–2017) lefed. Egyediségét adja, hogy az átmenetvalószínűségek meghatározásához olyan egységes stage-szabályrendszert vezet be, mely igyekszik összhangot teremteni a hazai intézmények IFRS9 szerinti értékvesztési politikájával. A kutatás eredményei alapján elmondható, hogy széleskörű makrogazdasági és ügyfélszintű változóhalmazra építve, megfelelő diszkriminációs erő mellett lehetségessé válik a vállalati adósok szétválasztása, valamint mind a stresszteszt szempontjából releváns rövid távú nemteljesítési valószínűség (PIT PD), mind az átmenetvalószínűségek vállalati szintű becslése, így a stresszhelyzetben felmerülő értékvesztési szükséglet közelítése. A tanulmány a vállalati nemteljesítési valószínűség ciklikusságát megragadó tényezők közül leginkább meghatározónak a munkaerőpiac állapotát és a háztartási szektor jövedelmi helyzetét azonosította.*

**Journal of Economic Literature (JEL) kódok:** G21, C51, C30

**Kulcsszavak:** stresszteszt, hitelkockázat, PD, bank, vállalati hitelek, előrejelzés

---

\* A jelen kiadványban megjelenő írások a szerzők nézeteit tartalmazzák, ami nem feltétlenül egyezik a Magyar Nemzeti Bank hivatalos álláspontjával.

Horváth Gergő a Magyar Nemzeti Bank vezető modellezője. E-mail: horvathge@mnb.hu

Köszönettel tartozom Dabi Zsófiának és Szenes Márknak a hitelkockázati adatbázis összeállításával kapcsolatos munkájukért, illetve valamennyi olyan, a Magyar Nemzeti Bankban dolgozó kollégának, aki észrevételeivel hozzájárult a tanulmány elkészüléséhez. A fennmaradó hibákért a felelősség kizárólag a szerzőt terheli.

A magyar nyelvű kézirat első változata 2020. szeptember 15-én érkezett szerkesztőségünkbe.

DOI: <http://doi.org/10.25201/HSZ.20.1.4373>

## 1. Bevezetés és szakirodalmi kitekintés

2020 tavaszának turbulens eseményei, a koronavírus (COVID-19)-járvány miatt meghozott egészségvédelmi intézkedések nem várt gazdasági hatásai ismételten rávilágítottak arra, hogy elengedhetetlen egy olyan eszköztár működtetése, amelynek révén a pénzügyi rendszer alapkövét jelentő intézmények sokkellenálló képessége kellő pontossággal felmérhető, és megelőzhető egyedi- vagy akár rendszerszintű kockázatok kialakulása is. Mára azt lehet mondani, hogy ezen a téren jelentős eredményeket tud felmutatni a szakma, hiszen a stresszteszt-módszertanok világszerte beépültek a jegybanki és felügyeleti munkafolyamatokba. Az első adaptációk közül az amerikai jegybank szerepét betöltő Fed 2009-ben indult stressztesztje emelhető ki, mely mára két különálló program (CCAR és DFAST) révén igyekszik a bankholdingok kockázatoságának felmérésére (Flannery et al. 2016). Ugyancsak példaként hozható fel az európai döntéshozók kezdeményezése, amelynek eredményeként az Európai Bankhatóság (EBA) első gyakorlatát 2011-ben publikálta<sup>1</sup>, és azóta is két évente sor kerül a legjelentősebb európai intézmények felmérésére (EBA 2011). Az említett nemzetközi stressztesztek erőssége két fő tényezőn alapul: 1) *hitelesség*, vagyis az eredményeket nemcsak a szűkebben vett bankszakma ismeri el, hanem a piac, a befektetők és a szélesebb értelemben vett közvélemény számára is értékes információforrás; 2) *átláthatóság*, vagyis az alkalmazott módszertan kialakításának folyamata, az eredmények közzététele mindenki számára kellően részletes információs bázison alapul. A banki kockázatok stresszforgatókönyvek alapján történő megközelítése a hazai gyakorlatban is régebb óta jelen van (Banai et al. 2013). Előbb makroprudenciális szerepkörben jelent meg, 2018-tól pedig már az ICAAP vizsgálati témakörök bővítése révén beépült a felügyeleti munkába is. A hazai gyakorlatban ugyanis az éves felügyeleti stresszteszt képezi alapját a tőkekövetelményen felül megállapítandó tőkeajánlásnak (P2G, vagyis Pillar 2 Capital Guidance).

A felügyeleti stresszteszt egy komplex kvantitatív eljárás, mely nemzetközi ajánlásokat (EBA 2018) követve egy súlyos, de plauzibilis makrogazdasági forgatókönyv mentén hivatott az egyes intézmények sokkellenálló képességét felmérni. A hazai gyakorlatban az alkalmazott scenárió a Magyar Nemzeti Bank (MNB) alappályája körüli alternatív forgatókönyveinek egyikéből adódik. A teszt két éves időhorizontján a hitel-, piaci, operációs és partnerkockázat szimulált realizálódása mellett vezethető le a gazdasági visszaesés hatása a bankok jövedelmezőségére és tőkehelyzetére. A stresszteszt eredményeinek kiértékelése (elsősorban a szimulált CET1-ráta visszaesése) alapján az MNB dönt arról, hogy mekkora az a TSCR (*Total SREP Capital Requirement*) és tőkepufferek felett tartandó minimális szabad tőkeszint, amely kedvezőtlen gazdasági helyzetben is szavatolja a biztonságos és fenntartható műkö-

<sup>1</sup> Bár stressztesztet az EBA elődjének tekinthető Európai Bankfelügyeleti Hatóság (CEBS) is végzett az azt megelőző két évben, ennek reprezentativitása (bevolt intézmények száma) és transzparenciája (eredmények részletezettége) jelentősen elmarad az EBA által szervezett stressztesztekétől (CEBS 2009).

dést. Bár a Capital Guidance nem része az ICAAP-felülvizsgálat során számszerűsített tőkekövetelménynek és nem tekinthető tőkepuffernek sem, megsértése minden esetben az adott intézmény tőkehelyzetének szoros felügyeleti nyomon követését eredményezi (MNB 2021).

Ugyanakkor nem csak szabályozói eszközként érdemes ezekre a gyakorlatokra tekinteni, hiszen a stresszteszt funkciója ennél sokrétűbb. Azokban az időkben, amikor a hagyományos megközelítések kevésbé bizonyulnak hatékonyak, a stresszteszt vezetői döntéstámogató eszközként is funkcionál. Emiatt erősen javasolt ezen módszertanok implementálása a hitelintézetek saját, belső döntési folyamataiba is a kockázatok korai felismerése és proaktív intézkedések meghozatala érdekében. A gyakorlati tapasztalat ugyanakkor azt mutatja, hogy a hazai bankrendszer szereplői széles körben egyelőre kevésbé használják ki a stressztesztben – mint a banküzem kockázatainak hatékony felismerésére hivatott eszközben – rejlő lehetőségeket. Míg a kisebb intézmények esetén a legfőbb gondot a megbízható hitelkockázati információk és historikus elérhetőségük okozza, addig a nagyobb intézményeknél inkább a fejlesztési kapacitás jelenti a szűk keresztmetszetet. Fontos cél tehát a meglévő módszertanok folyamatos továbbfejlesztése, a legjobb gyakorlatok kialakításának támogatása és megosztása a piaci szereplőkkel, ami elősegítheti a kockázattudatosság erősödését a hazai bankrendszerben.

Jelen tanulmány a stresszteszt-keretrendszer egyik legfontosabb alkotóelemének, a hitelkockázati veszteség becslésének továbbfejlesztését célozza a vállalati hitelekre vonatkozó csőd- és átmenetvalószínűség becslésének pontosítása által. Az elmúlt években több, releváns, hazai kutatás jelent meg, melyek kísérletet tettek a csődvalószínűség becslésre, azonban ezek több szempontból (cél, minta, megközelítés) is eltérnek a jelen tanulmánytól.

*Bauer és Endrész (2016)* hazai, kettős könyvvitelt végző vállalati mintán végzett kutatása hangsúlyozta – a vállalatspecifikus információk mellett – a makrotényezők modellekben való szerepeltetésének fontosságát is a kockázat szintjének megragadása miatt, különösen válságidőszak során. Fontos megállapításuk még, hogy a vállalatméret szerinti heterogenitás és a vállalati jellemzők nemlinearitásának figyelembevétele jelentősen képes növelni a magyarázó erőt. Ugyanebben az évben hasonló kutatást végeztek *Banai és szerzőtársai (2016)*, akik a kis- és középvállalati szektor sajátosságait elemezték. Eredményeik egybevágóak *Bauer és Endrész (2016)* konklúzióival, azonban előrelépést jelentett, hogy modelljük eredményváltozója nem jogi csőddefiníció alapult, hanem a Központi Hitelinformációs Rendszerből (KHR) származó adatokon.

Más szerzők ugyanakkor eltérő célrendszer által vezérelve kevesebb figyelmet szenteltek az időbeli heterogenitást meghatározó tényezőknek, ugyanis elemzésük fókuszában a hosszú távú csődvalószínűség becslése állt, amelynek szempontjából a ciklusgörbén való elhelyezkedés kevésbé számít releváns tényezőnek. Ebben a tekintetben a hazai szakirodalomból érdemes kiemelni *Inzelt és szerzőtársai (2016)*, valamint *Dabi és Szenes (2020)* kutatását. Míg előbbiek a hosszú távú csődvalószínűség becslését robusztus monitoringrendszer kialakításához kívánták felhasználni, addig utóbbiak egy egységes tőkekövetelmény-számítás kidolgozásában voltak érdekeltek. Mindkét tanulmány fontos hozzáadott értékkel bír, hiszen több vállalatspecifikus, erős üzleti tartalommal bíró változót azonosítottak, melyek alkalmazásával erős szegmentációs erő érhető el a vállalkozások esetében. Ezek a főbb változók elsősorban az adósságszolgálathoz, a likviditáshoz és a termelékenységhez kötődnek.

A fentiekből is látható, hogy célrendszer szempontjából a hazai szakirodalom meglehetősen differenciált. Jelen tanulmányhoz talán legközelebb *Lang és Stancsics (2019)* munkássága áll, akik kifejezetten stresszteszt szempontú elemzést végeztek a 2010 utáni időszak idősorait felhasználva. A kutatásukban már megjelenik az új IFRS9-szabvány hatása, hiszen az ügyletenként regisztrált késedelmes napszám (Day Past Due, DPD) segítségével több stage-katóriát hoztak létre, majd ezen kategóriák egyedi csoportosításával és összevonásával adtak becslést az átmenetvalószínűségekre.

Jelen tanulmány több módon kíván hozzájárulni a szakirodalomhoz. Egyrészt a nemteljesítési valószínűséget valós banki megfigyelésekkel közelíti, melyek a mintaidőszak hosszának köszönhetően nem csak részciklusokat, hanem egy teljes gazdasági ciklust lefednek, annak felívelő és leszálló ágával együtt. Ezáltal pontosabb becslés végezhető, hiszen a feltárt összefüggések nagyobb varianciartomány mellett tesztelhetők. Másrészt a kutatás stresszteszt-szempontból releváns, rövid (*Point-In-Time, PIT*) szemléletet tükröz, és nem hosszú távú (*Through-The-Cycle, TTC*) csődvalószínűséget ragad meg, így lehetőség van a korábbi modellekben gyakran meg nem magyarázott időbeli heterogenitás azonosítására is. Egyúttal továbblépést jelent a hagyományos PD-megközelítéshez képest, és az IFRS9-szabályoknak megfelelő (és emiatt az értékvesztésbecsléshez szükséges) javaslatot tesz az átmenetvalószínűségek pontosabb becslésére, azáltal, hogy egységes, és a banki gyakorlatot jobban közelítő stage2 besorolást alkalmaz. Továbbá makrogazdasági és ügyfélszintű karakteristikákat megragadó pénzügyi mutatók mellett nem pénzügyi változók (tulajdonosi szerkezet, tevékenység jellege stb.) mentén becsüli a portfólió minőségét. Ezek a tényezők együttesen teremtik meg a kutatás értékét, ugyanis ismereteink szerint ma nem található hazánkban olyan modellezési keretrendszer, amely a fenti szempontokat teljeskörűen magában foglalná.

A tanulmány felépítése a következő: A 2. fejezet a modellezési keretrendszert mutatja be, különös tekintettel a felhasznált adatokra és magyarázó változókra. A 3. fejezet az alkalmazott modellszelekciós eljárást tárgyalja. A 4. fejezet a PD-modell eredményeit taglalja, amiben kitér arra, hogy miként valószínűsíthető meg az átmenetvalószínűségek becslése a stresszteszt keretein belül. Az 5. fejezet egy stresszelt makrogazdasági scenárió hatását mutatja be a csődvalószínűségekre és a stage-ek közötti átmenetvalószínűségekre. A következtetéseket a 6. fejezet foglalja össze.

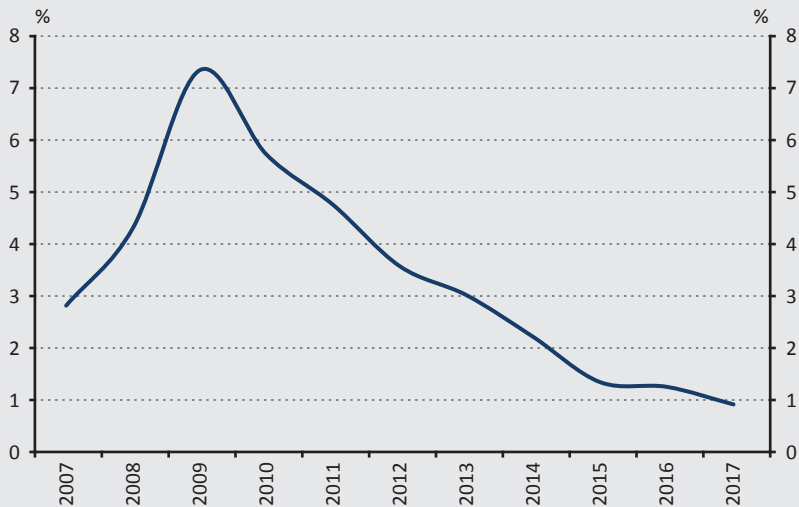
## 2. Modellezési keretrendszer

### 2.1. Felhasznált adatok

A modellezés egy egyedi, vállalati default-adatbázison történt, melynek létrehozását az MNB felügyeleti felülvizsgálati tevékenységének keretében, banki adatszolgáltatások révén végezte el. Az adatbázishoz nyolc hazai, mérlegfőösszeg alapján a legnagyobbak közé tartozó hitelintézet járult hozzá olyan banki analitikák átadásával, melyek 2007 és 2017 közötti, éves frekvenciájú, ügyfélszintű adatokat tartalmaznak (1. ábra). A felhasznált adatbázis nem tartalmazza a nem pénzügyi vállalatok hagyományos értelemben vett köréhez képest speciálisabb kezelést igénylő projekt- és a lakossági szegmensbe tartozó mikrovállalatokat.

A bankok által szolgáltatott adatok egyik fő előnye a default-fogalom relevanciájában rejlik. Míg az eddigi kutatások közös vonása, hogy a default-eseményeket tipikusan csőd- és felszámolási eljárásokkal próbálták közelíteni, vagy a hiteltörlesztési késedelem hosszával igyekeztek megragadni, addig *jelen kutatás valós banki default-eseményekkel helyettesíti a nemteljesítési valószínűség becslésére eddig használt proxykat*. Ezáltal egyrészt elkerülhető, hogy az elhúzó jogi, bírósági procedúrák miatt a vállalati fizetési problémák késleltetett megjelenése torzítsa a becslési eredményeket, másrésztől biztosított, hogy a késedelmességi kritérium mellett minden más, a bankok számára elérhető információ (pl. pénzügyi helyzet, jogszabályi környezet, viselkedési jellemzők) beépüljön az ügyfél besorolása során. Másik előnye az adatbázisnak a modellezési mintaidőszak hossza, ugyanis a banki adatszolgáltatások 2007-ig visszamenően tartalmaznak jó minőségű adatokat, ami azt jelenti, hogy egy teljes gazdasági ciklust lefednek. Ennek különösen nagy jelentősége van, hiszen a modellezés elsődleges célja az időbeli heterogenitás figyelembevétele.

**1. ábra**  
Vállalati nemteljesítési (default) ráta éves bontásban, darabszám alapon



Forrás: MNB

Az adatbázisban összesen 63 772 egyedi ügyfél és 286 446 megfigyelés (ügyfelenként és évenként) található, melyben 9 987 default-eseményt regisztráltak.

## 2.2. Magyarázó változók

Tekintettel arra, hogy a kutatás egyik fő célja a nemteljesítési és átmenetvalószínűségek időbeni heterogenitásának megragadása, ezért a modell széleskörű makrogazdasági változóhalmazra épít. Az ügyfélminőség és nemteljesítés szempontjából releváns makrogazdasági információk forrását az MNB közgazdasági kutatási területei által, alap- és alternatív gazdasági pályákon is prediktált makrogazdasági változókészlete adja. A tesztelt változó között megtalálható a bruttó hazai termék (GDP), illetve egyes komponenseinek (pl. export, import) reáláron számított értékei. Ezenkívül a háztartási szektor állapotát jellemző változók (versenyszféra átlagkeresete, rendelkezésre álló jövedelmek) és a munkaerőpiaci helyzetet leíró mutatók (foglalkoztatottság, munkanélküliségi ráta) is felhasználásra kerülnek, továbbá széles értelemben vett árjellegű mutatókat is bevontunk, mint a fogyasztói árindex (CPI), devizaárfolyam (EUR/HUF), kamat (3 havi BUBOR). A makrogazdasági változók esetén a függvényforma megválasztása során a stabilitást tartottuk szem előtt, ezért minden változót annak stationer transzformáltjával szerepeltettük, ami a gyakorlatban a változó első rendű differencia vagy log-differencia átalakítását jelenti. A változokról a *Melléklet 6. táblázatában* található további információ.

Jelen kutatás túl kíván lépni a hagyományos makrostressztesztek keretein, amelyek közös jellemzője, hogy szinte kizárólag gazdasági ciklusokat jellemző makrogazdasági változókból származtatják a banki portfóliók csődvalószínűségét. Tekintettel arra, hogy a felhasznált adatbázis granularitása lehetővé teszi ügyfélszintű karakterisztikákat leíró változók alkalmazását is, a modellezésnél vállalati pénzügyi mutatók és nem pénzügyi változók egyaránt felhasználásra kerülnek. Az ügyfélszintű mutatók képzése a céginformációs adatbázis mérleg- és eredménykimutatásaiból történt.

*Dabi és Szenes (2020)* erős kapcsolatot mutatott ki egyes vállalati pénzügyi mutatók és a banki default között. A szerzők tanulmányukban közel 50 változó tesztelésével jutottak arra a következtetésre, hogy a nemteljesítési valószínűség leginkább az alábbi öt mutatóval van összefüggésben: hosszú és rövid távú likviditás, termelékenység, tőkeáttétel, adósságfedezet. Ugyanakkor fontos megjegyezni, hogy a szerzőpáros alapvetően TTC szemléletű PD előállításában volt érdekelt, ezért a vizsgálatból tudatosan kihagyták a ciklikus jövedelmezőségi mutatókat, amelyek rövid szemléletben szintén fontos változói lehetnek a default-valószínűségnek.

A modellezés a fenti pénzügyi mutatókra épül, ugyanakkor szükséges volt összetételüket a jelen kutatás céljának (PIT szemléletű PD előállítása) megfelelően módosítani. Egyrészt a legalacsonyabb magyarázó erővel bíró termelékenységi mutató helyett a lista két, a banki gyakorlatban is alkalmazott jövedelmezőségi mutatóval bővült: eszközarányos eredmény (*Return On Assets, ROA*) és árbevétel-arányos eredmény (*Profit On Sales, POS*). A főbb magyarázó változók leíró statisztikái a *Melléklet 5.*, míg a változók pontos definíciói a *7. táblázatában* találhatóak.

A mutatók képzésénél fontos szempont és egyben korlát az elérhető pénzügyi beszámolók részletezettsége. A kisebb cégek zöme ugyanis csak egyszerűsített beszámoló készítésére köteles, aminek információtartalma limitált. A szűk keresztmetszet miatt csak olyan mutatók szerepeltethetők, amelyek minden érintett beszámolóban megtalálhatók. Bár a legfontosabb, a pénzügyi állapotot jól jelző indikátorok (árbevétel, adózott eredmény, likvid eszközök, kötelezettségek, stb.) így is elérhetők, azonban mélyebb összefüggések feltárását korlátozza az elérhető adatok köre. Ez részben feloldható azzal, hogy a vizsgálatból kihagyjuk azokat a cégeket, amelyekről valamilyen ok miatt nem található pénzügyi információ, vagy a beszámoló nem kellően részletes. A becslés reprezentativitását és a mintaelemszámot szem előtt tartva jelen kutatásban csak azok a cégek nem szerepelnek, amelyek a mintaidőszakban nem adtak le pénzügyi beszámolót, illetve egy esetben az ágazat alacsony mintaelemszáma indokolta a törlést<sup>2</sup>. A minta szűkítése a beszámoló nélküli cégekkel a stage-ek közti átmenetvalószínűségek becslése miatt is indokolt, hiszen a pénzügyi helyzet nyomon követhetőségének lehetősége nélkül e cégek stage2-be történő besorolása

<sup>2</sup> Az egyik nemzetgazdasági és hitelintézeti szempontból kevésbé jelentős ágazat (háztartások munkaadói tevékenysége) mindössze egy megfigyelést tartalmazott, így ennek az ágazatnak a kihagyásával elhanyagolható mértékben szűkítettük a mintaelemszámot.

jelen módszertan keretében nem lenne megbízható. Az adatbázisban közel 32 ezer esetben nem található pénzügyi információ az adott cégről, ami azt jelenti, hogy ezen megfigyelések nélkül is megmarad a teljes elemszám közel 90 százaléka.

A fentiekén kívül a változók listája kibővült nem pénzügyi jellegű változókkal is. Ennek megfelelően a modellben szerepel két tulajdonosi szerkezetet jellemző kategorikus változó. Az egyik az állami szerepvállalás, a másik a külföldi jelenlét alapján sorolja 2–2 kategóriába a vállalatokat (az állami/piaci és külföldi/belföldi cégek elkülönítéséhez mindkét esetben a többségi tulajdont vettük alapul). A változók bevonását indokolja, hogy feltételezhetően egy tőkeerős tulajdonosi háttérrel rendelkező társaság nemteljesítési kockázata alacsonyabb, mint egy hasonló pénzügyi helyzetben lévő, de gyenge tulajdonosi kontroll mellett működő. Ez egyrészt abból fakadhat, hogy a tulajdonos közvetlenül, tőkeerejével képes lehet az átmeneti pénzügyi problémák megoldásában leányvállalatainak segítséget nyújtani, másrészt közvetetten a tulajdonos jelenléte miatt a pénzügyi közvetítőrendszer szereplői is elkötelezettebbnek mutatkozhatnak a vállalat további finanszírozásában. A külföldi tulajdonban lévő hazai társaságok esetén sok esetben multinacionális csoport áll a háttérben, így ezek a társaságok az állami résztulajdonban lévő cégekhez hasonlóan élvezhetik ennek a jelenségnek az előnyeit. Ugyanakkor fontos megjegyezni, hogy az általunk használt céginformációs adatbázis nem tartalmaz a tulajdonos kilétéről részletesebb információkat, így a nemzetiség gyűjtő kategóriaként külföldi nagyvállalatokra és magánszemélyekre is utalhat. Feltételezhető, hogy a kedvező hatás utóbbi esetben kevésbé érvényesül.

Ahogy más kutatások is rámutattak, a vállalatméret szerinti szegmentációnak jelentős szerepe lehet a vállalatok csődvalószínűség szerinti elkülönítésében. Emiatt kézenfekvőnek tűnhet, hogy a vállalati besorolás a hagyományos hármas (mikro-, kkv-, nagyvállalat) besorolást kövesse, aminek az alapját a KKV-törvényben szereplő létszám-, árbevétel- és mérlegfőösszeg-kritériumok képezik. Ugyanakkor figyelembe kell venni, hogy a méret növekedésével párhuzamosan a mintaelemszám és a negatív kimenetek száma drasztikusan csökken. Emiatt a nagyvállalati kategóriában alig pár száz megfigyelés található. Ez a nemteljesítési valószínűség becslésénél még elfogadható szám lehet, azonban a vállalati események stage-ekre bontásakor egyes szegmensekben már olyan mértékű adatvesztés történik, ami ellehetetleníti megalapozott becslések készítését. A tanulmány ezt a korlátot azáltal igyekszik kezelni, hogy a kkv-szegmenst két részre bontja (kis- és középvállalat) és az alszegmenseket hozzárendeli a hozzá méretben legközelebb eső szegmenshez. Ennek megfelelően jön létre a mikro- és kisvállalatokat, valamint a közép- és nagyvállalati szféra szereplőit tartalmazó kategória.



A vállalatok csoportosításának másik lehetséges módja a tevékenység jellege szerinti besorolás. A mintában szereplő vállalatok TEAOR szerint 16 nemzetgazdasági ágba és még ennél is több ágazatba sorolhatók. Mivel az egyes nemzetgazdasági ágakban változó elemszámú megfigyelés található, ezért az ágazatokból képzett csoportokkal ragadjuk meg kockázatosságukat. Az egyes nemzetgazdasági ágakat PD szerint sorba rendezve és három felé osztva (ágazat1=alacsony kockázat, ágazat2=közepes kockázat, ágazat3=magas kockázat) olyan kategorikus változó képezhető, mely elemzési célra felhasználható. A csoportosítás során szempont volt, hogy minden kategóriába elégséges számú megfigyelés kerüljön, és a csoportok kockázati szint szempontjából lehetőleg minél jobban szeparálhatók legyenek egymástól. A besorolásról a *Meléklet 8. táblázatában* található részletesebb információ.

A vállalatok csoportosításának további módja lehet a tevékenység/ügyfélkör földrajzi elhelyezkedése, a bevétel keletkezési helye (belföldi vagy exportorientált). Ugyanakkor az exporttevékenységre vonatkozó bevételi adatok az egyszerűsített beszámolót készítő cégek esetén nem szerepelnek a pénzügyi kimutatásokban, így ezt a változót végül nem alkalmaztuk.

Minden pénzügyi mutató esetében az egy évvel korábbi ( $t-1$ ) értékeket használtuk fel. Ennek fő oka, hogy az elemzés célja a következő időszakra vonatkozó becslés elkészítése volt, így a jelenleg elérhető vállalati információkból szeretnénk a jövőben várható eseményekre következtetni. Arra vagyunk tehát kíváncsiak, hogy egy adott pénzügyi helyzetben lévő vállalat hogyan reagál egy sokk jövőbeni bekövetkezésére.

A pénzügyi mutatók alkalmazása számos kérdést felvet, melyekre korábban már más kutatók is felhívták a figyelmet. A vállalati mintákban gyakori, hogy a mutatók szélsőséges, extrém értéket vesznek fel, továbbá az illeszkedést ronthatja a *Bauer és Endrész (2016)*, valamint *Banai és szerzőtársai (2016)* által is hangsúlyozott nemlineáris összefüggések jelenléte. Ezen potenciális problémák kezelésére a modellbe nem a nyers pénzügyi mutatók, hanem azok ún. WOE (*Weight of Evidence*)-értékeit vontuk be. A hitelminősítő rendszerekben gyakran alkalmazott transzformációs mechanizmus lényege, hogy a folytonos változókat csoportokba (bin) soroljuk a nemteljesítéshez való hozzájárulásuk alapján, majd ezeket a kategóriákat logisztikus skálára transzformáljuk az alábbi képlettel:

$$WOE_i = \left[ \ln \left( \frac{Default_i / Default_{össz}}{Nem\ default_i / Nem\ default_{össz}} \right) \right] \cdot 100,$$

ahol  $Default_i$  és  $Nem\ default_i$  a nemteljesítő, illetve teljesítő ügyfelek száma az  $i$ -edik csoporton belül  $Default_{össz}$  és  $Nem\ default_{össz}$  a nemteljesítő, illetve teljesítő ügyfelek száma összesen.

A változók átalakításának részletes módszertani leírása *Anderson (2007)* munkáiban követhető nyomon, az egyes változókatégoriákhoz tartozó számított WOE-értékek a *Melléklet 6. ábráján* található.

### 2.3. Eredményváltozó és stage-besorolás

A default-ráta-modell fő célváltozója a default-esemény, ami bináris változóként 0 vagy 1 értéket vesz fel. Ugyanakkor jelen tanulmány olyan szempontból is túl kíván lépni a hagyományos megközelítésen, hogy olyan modellt mutat be, mely a nemteljesítési valószínűség mellett az új IFRS9-szabvány szerinti stage-átmenet-valószínűségeket közvetlen becslésére is alkalmas, lehetővé téve a stressztesztben az értékvesztésszintek megfelelő becslését. Emiatt a bináris eredményváltozó további négy, stresszteszt szempontból releváns<sup>3</sup> migrációs célváltozóval bővült (név szerint  $stage_{1-3}$ ,  $stage_{2-3}$ ,  $stage_{1-2}$ ,  $stage_{2-1}$ ). Az átmenetvalószínűségeket a PD-vel azonos logika mentén, de külön egyenletek révén, multinomiális logisztikus regresszióval becsültük.

Az új IFRS-elveket a hitelintézeteknek 2018 januárjától kezdődően kell alkalmazniuk. A szabvány bevezetésével a hangsúly a felmerült veszteségekről a várható veszteségekre helyeződött. A várható veszteségek becsléséhez a hitelkockázattal érintett ügyleteket három értékvesztési kategóriára osztja a szabályozás, és minden kategóriához eltérő értékvesztési szabályokat rendel. A kategorizálás részben azonos a korábbival, hiszen a  $stage_1$  a teljesítő kitétségeket, míg a  $stage_3$  a nemteljesítőket foglalja magában. Ugyanakkor az új számviteli elvek egyúttal bevezették a SICR (*Significant Increase in Credit Risk*) fogalmát, amely kimondja, hogy azon ügyleteket, amelyek esetén a hitelkockázat jelentős növekedése tapasztalható, értékvesztés szempontjából elkülönülten, egy további kategóriában ( $stage_2$ ) kell kezelni. A  $stage_1$  és  $stage_2$  kategória kezelése között a legnagyobb különbség, hogy míg előbbi esetén a 12 havi várható hitelezési veszteségre fedezetet nyújtó értékvesztést szükséges képezni, addig utóbbi kategóriánál már a teljes élettartamra vonatkozót, ami a korábbiakhoz képest jelentősen növelheti a hitelintézetek értékvesztési szintjeit.

A stage-átmenetvalószínűségeket levezetésére elméletben többféle megoldás kínálkozik. Az egyik az EBA által is alkalmazott módszer, vagyis az átmenetek nemteljesítési valószínűségekből történő, közvetett levezetése. A mögöttes gondolat, hogy a PD szétbontható két defaultos átmenetvalószínűségre, vagyis a  $stage_{1-3}$ -ra és  $stage_{2-3}$ -ra. Ezt követően a másik két átmenetvalószínűség akár historikus adatokon nyugvó regressziós összefüggések segítségével is levezethető a többiből. Ugyanakkor az átmenetvalószínűségeket közvetlenül is össze lehet kötni releváns makro- és mikro-változókkal, ami egyszerűbb és letisztultabb becslést eredményez. A stage-ek közötti átmenetvalószínűségeket becslésével a téma újdonsága miatt eddig kevés kutatás

<sup>3</sup> Az EBA ajánlásának megfelelően a stressztesztelés során konzervatív módon nem számolunk gyógyulással, így  $stage_{3-1}$  és  $stage_{3-2}$  becslésének témaköre nem képezi jelen tanulmány tárgyát.

foglalkozott. Legfrissebb *Lang és Stancsics (2019)* modellje, melyben a késedelmes napszám (DPD) segítségével azonosították és hozták létre a stage-kategóriákat. Ezzel megvalósították a stage-kategóriák bankok közötti egységes kezelését, ugyanakkor előfordulhat, hogy a késedelmes napszám alkalmazása a valós stage2 állomány alulbecsléséhez vezet.

Megvizsgálva 9 hazai vezető hitelintézet értékvesztés-politikáját és stage2 besorolásának elveit a 2018–2019 időszakra, az tapasztalható, hogy jelentős eltérés látható a DPD- és tényleges IFRS9-besorolások között. A vizsgált bankok közel fele a DPD-alapon besorolt stage2 állomány többszörösét jelentette, ami annak köszönhető, hogy a késedelmes napszám mellett valójában több kiváltó esemény (trigger) indukálja az átsorolásokat. Általánosságban elmondható, hogy a 30+ napos késedelem mellett leggyakrabban alkalmazott szempontok a belső ügyfélminősítés (*rating*) vagy az ügyfél PD-változása, illetve a monitoringrendszer korai figyelmeztető jelzései. Ebből következően a gyakorlatban stage2-be azok az ügyfelek is átsorolásra kerülnek, akik fizetőképességével kapcsolatban nem merült fel érzékelhető probléma (pl. fizetési késedelem), azonban pénzügyi helyzetükben, gazdasági mutatóikban olyan nyomon követhető negatív változások történtek, amelyek aggodalomra adhatnak okot.

Az értékvesztési politikák áttekintése további tanulsággal is szolgál, ugyanis megállapítható, hogy az intézmények többsége a számviteli szabályok által szolgáltatott rugalmas keretek között meglehetősen eltérő kritériumrendszer mentén sorolja be az ügyleteket. Egyrészt vannak olyan intézmények, amelyek a PD százalékos változását veszik alapul az átsoroláskor (pl. 1,5–2,5-szeres eltérés a bázisidőszakhoz képest), de található példa százalékpontban meghatározott kritériumra is, amely nem veszi figyelembe az ügyfél aktuális kockázatosságát, csak annak abszolút változását (pl. 5 százalékpont emelkedés a bázisidőszakhoz képest egy adott szegmens esetén). Másrészt előfordul, hogy bizonyos rating- vagy PD-kategória alatt nem tekintik jelentősnek a változást, viszont egy adott score/PD-szint felett automatikusan átsorolják a kitétségeket. Ennek következtében a legjobb ügyfelek esetén több rating-kategória-romlásnak kell bekövetkeznie az átsoroláshoz, mint a rosszabb minőségű ügyfelek esetén. Harmadrészt az alkalmazott számszerű kritériumok (*cutpointok*) is eltérőek, ami szintén az ügyfelek kockázatosságának bankok közötti differenciált megítéléséhez vezet.

A fentiek felvetik annak szükségességét, hogy stresszteszt-modellezés során 1) a bankonként eltérő stage2 definíciókat egységesítsük, 2) eltérjünk a sokszor egyszerűsítésként alkalmazott DPD alapú besorolási módszertantól, és jobban közelítsünk az IFRS9 szerinti módszertanhoz.

Mivel nem rendelkezünk részletes információkkal az egyes bankok ügyfélminősítési rendszereiről és monitoringeszközök sem állnak rendelkezésünkre, ezért a stage-besorolások a számított ügyfél-PD időbeli alakulása és default flag segítségével határozhatók meg, közelítve a banki gyakorlatot.

Az egységesített stage-besorolási szabályok a modellben az alábbiak:

$$\text{Ha } D_{it} = 1, \text{ akkor } S_{it} = S3;$$

$$\text{Ha } D_{it} \neq 1 \text{ és } [(PD_{it} > 0,02 \text{ és } PD_{it} \geq PD_{i0} \cdot 2) \text{ vagy } PD_{it} \geq 0,15], \text{ akkor } S_{it} = S2;$$

$$\text{Ha } D_{it} \neq 1 \text{ és } [(PD_{it} \leq 0,02 \text{ vagy } PD_{it} < PD_{i0} \cdot 2) \text{ és } PD_{it} < 0,15] \text{ és } S_{it-1} \neq S3, \text{ akkor } S_{it} = S1,$$

ahol  $S_{it}$  és  $S_{it-1}$  az  $i$ -edik ügyfél stage-kategóriája  $t$ , illetve  $t-1$  időpontban,  $D_{it}$  az  $i$ -edik ügyfél nemteljesítési flag, ahol 0 a teljesítő, 1 a nem teljesítő,  $PD_{it}$  az  $i$ -edik ügyfél nemteljesítési valószínűsége a  $t$ -edik időpontban,  $PD_{i0}$  az  $i$ -edik ügyfél nemteljesítési valószínűsége a bázisidőszakban.

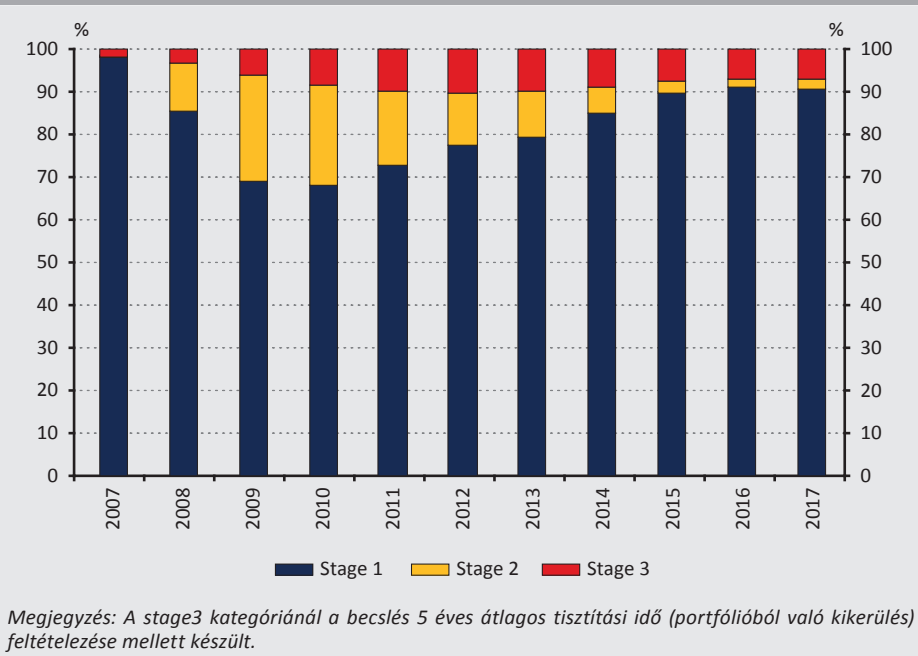
A fenti szabályoknak megfelelően egy ügyfél akkor kerül átsorolásra a legjobb kategóriából a stage2-be, ha az adott ügyfél PD-je a bázisidőszaki duplájára nő<sup>4</sup>. A banki gyakorlatnak megfelelően ugyanakkor egy meghatározott, alacsony PD-szint (2 százalék) alatt a modell nem tekinti a hitelkockázat növekedését jelentősnek, viszont egy bizonyos PD-szintet (15 százalék) meghaladva automatikusan átsorolásra kerülnek az ügyfelek. Ez utóbbi mögött az a feltételezés húzódik, hogy az intézmények normál kockázatvállalási hajlandósága ennél az értéknél lényegesen konzervatívabb, így az e szint feletti PD a hitelkockázatnak a folyósításhoz mért szignifikáns növekedésére utalhat.

A szabályrendszer szerint korlátozott mértékben visszafelé is van lehetőség migrálásra. Stage2-ből stage1-be akkor lehetséges átmenet, ha a rosszabb kategóriába való átsorolás eredeti feltételei már nem állnak fenn. A gyakorlatban ez azt jelenti, hogy megvalósul az átmenet, ha az adott időszak során az ügyfél nem került default-ba, és a PD-je az előre meghatározott küszöb alá csökkent, vagy a hitelkockázat változása a bázisidőszakhoz képest már nem tekinthető jelentősnek.

A fentiek révén a teljes mintaidőszakra visszaszámolható a vállalatok stage-ek szerinti megoszlása minden évre, amit a 2. ábra mutat be.

<sup>4</sup> A bázisidőszak a portfólióba kerülés éve, kivéve, ha az ügylet a mintaidőszak kezdete (2007) előtt került a portfólióba, mert ebben az esetben a bázis 2007.

**2. ábra**  
Vállalatok megoszlása stage-ek között a mintaidőszakra visszabecsülve (darabszám alapon)



### 3. Modellszelekcíós eljárás

A magyarázó változók kiválasztásához az ún. LASSO (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*, legkisebb abszolút értékű zsugorítást alkalmazó szelekcíós operátor) eljárást választottuk. Az eljárás *Tibshirani (1996)* nevéhez kötődik, és mára számos helyen alkalmazzák változószelekcíó támogatására. Az eljárás általánosított változatát (LARS) néhány éve *Kok és szerzőtársai (2017)* is alkalmazták, kifejezetten az EKB makrostressztesztjeihez, a díj- és jutalékkomponens becslésére. A Tibshirani által javasolt megoldás előnye a többi, hagyományos modellszelekcíós módszerhez képest, hogy az optimalizációs folyamat során nemcsak mérsékli egyes változók együttthatóját, hanem adott esetben nullára is csökkenti azokat, ami segít elkerülni a modellbe bevont változók számából adódó túlillesztést. Emellett a változók számának korlátozásával könnyebben átlátható, interpretálható modellt kapunk.

A lasso a ridge regresszióhoz hasonlóan egy ún. *lambda* büntetőfaktort alkalmaz a hagyományos becslési eljárások (pl. *legkisebb négyzetek* – LS, *maximum likelihood* – ML) révén nyert együtthatók zsugorításához, ugyanakkor a ridge módszerrel ellentétben a *lambda*-n keresztül nem az együtthatók négyzetösszegét, hanem az abszolút összegét bünteti. Ez a fontos tulajdonság teszi lehetővé, hogy a módszer modellváltozók kiválasztására is hatékonyan felhasználható legyen. Az alkalmazott összefüggés Tibshirani (1996) nyomán az alábbi egyenlettel írható fel lineáris és logisztikus modellekhez:

$$\text{LS:} \quad \beta^{\text{Lasso}} = \sum_{i=1}^N (y_i - \sum_j \beta_j x_{ij})^2 + \lambda \sum_j |\beta_j|$$

$$\text{ML:} \quad \beta^{\text{Lasso}} = -\ln L(\beta) + \lambda \sum_j |\beta_j|$$

A fenti képletet egyszerűsítve a lasso béta együtthatói a reziduumok négyzetösszegéből és egy büntető tagból adódnak, mely utóbbi a béták abszolút összegének *lambda*-val szorzott értéke. Mivel a lasso módszerben a reziduumok és a büntető tagnak hívott elemekben szereplő béták transzformációja eltérő (egyik kvadrátikus, míg a másik abszolútértékfüggvény-transzformáció), így a *lambda* növelésével az eredetileg négyzetes függvény alakja megváltozik, így a paraméter optimuma már nemcsak tart nullához, hanem el is érheti azt. A működési elv analóg a logisztikus modellben alkalmazott ML-becslési eljárás esetén is.

Az elmélet szerint ott található a változók optimális kombinációja, ahol a *lambda* minimumértéket vesz fel. Ugyanakkor a gyakorlatban javasolt egy puffer beépítése, ezért Hastie és szerzőtársai (2009) nyomán a *lambda* paraméter értékét az elméleti optimumtól egy szórásnnyival nagyobbra állítottuk be a minimumértékhez képest. Ezen kritérium mentén az algoritmus a nemteljesítési valószínűség és különböző stage-átmenetvalószínűségek szempontjából az 1. táblázatban feltüntetett magyarázó változók kombinációját választotta legjobb magyarázó erővel rendelkezőnek.

<b>1. táblázat</b>				
<b>A szelekciós eljárás alapján kiválasztott magyarázó változók</b>				
<b>Változócsoport</b>	<b>Változó neve*</b>	<b>Adott évi (I0)</b>	<b>Előző időszak (I1)</b>	<b>Modell</b>
Makrováltozók	Foglalkoztatottság (demp)	✓	✓	összes
	Munkanélküliség (dunrate)	✓	-	S12, S13
	Átlagkereset a versenyszférában (dlnpay)	✓	-	D
	Infláció (dcpí)	✓	✓	D, S12, S13
	Háztartási jövedelem (dlnhhinc)	✓	✓	összes
	Árfolyam (deurhuf)	✓	-	D, S13, S12
	Import (dlnim)	-	✓	D
	Export (dlnex)	-	-	-
	Kamat (dbubor)	-	-	-
Pénzügyi változók	Megtérülés (roa)	-	✓	összes
	Tőkeellátottság (eq)	-	✓	összes
	Adósságfedezet (dc)	-	✓	összes
	Árbevétel-arányos jövedelem (pos)	-	✓	D
	Rövid távú likviditás (shortli)	-	✓	összes
	Hosszú távú likviditás (longli)	-	✓	összes
Nem pénzügyi változók	Szegmens	-	✓	összes
	Állami/nem állami	-	✓	összes
	Belföldi/Külföldi	-	✓	összes
	Ágazat	-	✓	összes

Megjegyzés: \* Zárójelben a változó munkaelnevezése. Az előtagok a változó transzformációjára utalnak. A d az első differenciát, míg a dln a log-differenciát jelenti.

## 4. Modelleredmények

### 4.1. PD-modell

A paraméterbecslés logisztikus regresszióval (logit) történt, melynek célja az eredményváltozó bekövetkezési valószínűségének meghatározása. A logit transzformáció egyértelmű matematikai megfeleltetést biztosít a [0;1] és a  $[-\infty; +\infty]$  tartományok között, vagyis biztosítja, hogy az eredményváltozóra becsült valószínűségek valós tartományon belül maradjanak. Ennek megfelelően a nemteljesítési valószínűség ( $p$ ) az alábbi módon vezethető le:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k)'}}$$

ahol,  $p$  a nemteljesítés valószínűsége,  $\beta_0$  konstans,  $\beta_i$  koefficiens és  $x_i$  a magyarázó változó.

A logisztikus regressziós modellt és együtthatóit részletesen a *Melléklet 9. táblázatban* mutatjuk be. Mivel a logit együtthatók önmagukban nem, csak a konstanssal és a többi magyarázó változóval együtt értelmezhetők, ezért ez a fejezet az egyes változók hatását az ún. *átlagos parciális (marginális) hatásokon* keresztül tárja elénk. Az átlagos parciális hatások valószínűségi értékek formájában jelennek meg, amelyek interpretációja egy lineáris valószínűségi modellhez (LPM) hasonlóan egyszerű. Az átlagos parciális hatás azt mutatja meg, hogy az adott magyarázó változó egységnyi változásának hatására milyen mértékben változik átlagosan a nemteljesítés valószínűsége.

<b>2. táblázat</b>	
<b>A logit modell szignifikáns makrogazdasági változóinak átlagos parciális valószínűségi együtthatói</b>	
Eredményváltozó: 'Default'	
Háztartások rendelkezésre álló jövedelme (dlnhhinc)	-0,1108*** (0,0229)
Infláció (dcpi)	-0,0008* (0,0004)
Foglalkoztatottság egy évvel késleltetett értéke (l1_demp)	-0,00005*** (0,0000)
Háztartások jövedelmének egy évvel késleltetett értéke (l1_dlnhhinc)	-0,1007*** (0,0259)
Import egy évvel késleltetett értéke (l1_dlnim)	0,0211*** (0,0001)
<i>Megjegyzés: *p&lt;0,1; **p&lt;0,05; ***p&lt;0,01, zárójelben a robusztus sztenderd hibák</i>	

A modell magyarázó változóinak átlagos parciális együtthatói mind előjel, mind relevancia tekintetében intuitívak (*2. táblázat*). A vállalati csődvalószínűség szempontjából elsősorban a munkaerőpiaci helyzet és a háztartási szféra pénzügyi helyzetét reprezentáló mutatók bizonyultak megfelelő magyarázó erővel rendelkezőnek. Az eredmények azt mutatják, hogy egy százalék csökkenés a háztartási jövedelemben (dlnhhinc), 11 bázisponttal emeli meg a nemteljesítés valószínűségét a sokk évében, és áthúzódó hatásként közel ugyanekkora mértékben a rákövetkezőben is. A munkaerőpiac a versenyszféra foglalkoztatottságában bekövetkező változáson keresztül fejt ki hatását a default-rátára (100 ezer fő kiesése 50 bázisponttal emeli meg a csődvalószínűséget egy éven belül). Mindezen tényezők mellett az inflációs környezet szerepe is meghatározó. Az eredmények alapján az infláció (dcpi) emelkedése képes lehet mérsékelni a csőd valószínűségét a vállalati szektorban, ami feltehetően a vállalati hitelállomány fokozatos elinflálódásával állhat összefüggésben.



**3. táblázat**

**A logit modell ügyfélspecifikus változóinak átlagos parciális valószínűségi együtthatói**

Eredményváltozó:

'Default'

Megtérülés (l1_roa_woe)	-0,00010*** (0,00000)
Tőkeellátottság (l1_eq_woe)	-0,00007*** (0,00000)
Adósságfedezet (l1_dc_woe)	-0,00005*** (0,00000)
Árbevétel-arányos jövedelem (l1_pos_woe)	0,000001 (0,91243)
Rövid likviditás (l1_shortli_woe)	-0,00011*** (0,00000)
Hosszú likviditás (l1_longli_woe)	-0,00010*** (0,00000)
Tulajdonos (= nem állami)	0,00864*** (0,00001)
Tulajdonos (= külföldi)	-0,00801*** (0,00000)
Szegmens (= mikro/kis)	0,00567*** (0,00000)
Ágazat (= közepes kockázat)	0,00388*** (0,00024)
Ágazat (= magas kockázat)	0,00780*** (0,00000)

Megjegyzés: \* $p < 0,1$ ; \*\* $p < 0,05$ ; \*\*\* $p < 0,01$ , zárójelben a robusztus sztenderd hibák

A többszörös transzformáció miatt a WOE-együtthatók interpretációja még az átlagos parciális hatások mellett is nehézkes, azonban elmondható, hogy a vizsgált mutatók többsége – az árbevétel-arányos adózott eredmény kivételével – erősen szignifikáns (3. táblázat). A WOE-érték egységnyi változása a pénzügyi mutatókban átlagosan 0,5 és 1 bázispont közötti hatást fejt ki a nemteljesítés valószínűségére. Figyelembe véve, hogy az egyes pénzügyi mutatók WOE-értékei jellemzően -100 és +100 közötti tartományon belül mozognak, megállapítható, hogy a cég valamely pénzügyi állapotát jellemző mutató jelentős romlása (pl. legjobból a legrosszabb kategóriába kerülés), akár 100–200 bázisponttal is növelheti a nemteljesítési valószínűséget.

Az alkalmazott nem pénzügyi mutatók közül mindegyik erősen szignifikánsnak mutatkozott. Az egyes tényezők nemteljesítéshez való hozzájárulása jelentős, de önmagában egyik hatása sem haladja meg a 100 bázispontot. A vállalatméret vonatkozásában az eredmények egybecsengenek a korábbi kutatásokkal, ugyanis a nagyobb méretű csoportba (közép/nagy) tartozó vállalatok átlagosan 57 bázisponttal alacsonyabb nemteljesítési valószínűséggel rendelkeznek, mint kisebb társaik. Ugyanez igaz az állami vagy önkormányzati többségi tulajdonban álló cégekre, ahol 86 bázisponttal alacsonyabb bedőlési valószínűség mérhető. A külföldi tulajdonú vállalkozások az előzetes vélekedéssel összhangban kevésbé kockázatosak, mint belföldi társaik (80 bázispont), miközben megerősítést nyert, hogy a pénzügyi mutatók mellett a tevékenység jellegének is van magyarázó ereje, hiszen a legjobb és legrosszabb ágazati kategória között 78 bázispont különbség látható a nemteljesítési valószínűség vonatkozásában.

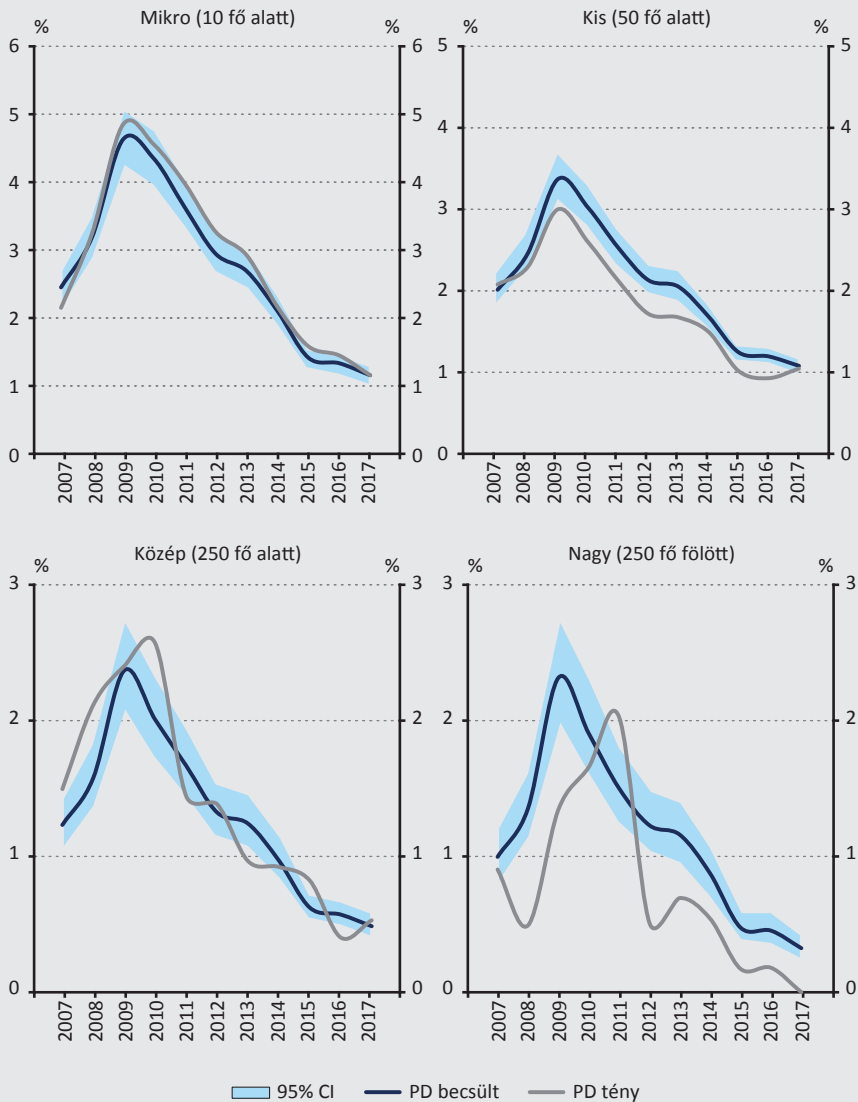
A fentiekben túl dummy változók alkalmazásával teszteltük a bankspecifikus jellemzők hatását a modell illeszkedésére. A nyolc intézményből mindössze két bank együtthatója bizonyult szignifikánsnak, ami arra utal, hogy a modellben a bankok default-rátájában megnyilvánuló különbségek alapvetően jól megragadhatók a modellbe beépített pénzügyi és nem pénzügyi változók segítségével. Az említett két bank közül az egyik együtthatója pozitív, míg a másik enyhe mértékben negatív lett, ami összhangban van a két bank default-ráta-idősorainak átlagostól való különbözőségével.

#### *4.1.1. Backtesting*

A becsült bekövetkezési valószínűségek alapján a meglévő vállalati mintán visszamérhető a modell teljesítménye az egyes vállalati méretkategóriákban. A visszamérésnél a méretkategóriák kialakítása az egyszerűség kedvéért a létszám figyelembevételével történt.

A 3. ábrán feltüntetett eredményekből látható, hogy méret szerint felfelé haladva a modell prediktív ereje csökken. Ennek oka feltehetően a mintaelemszám csökkenésével van összefüggésben. A nagyvállalati kategóriában kevés megfigyelés található (5 986 db), így az idioszinkratikus tényezőknek nagyobb szerep jut. Ugyanakkor a modell mindegyik szegmensben képes megragadni egy makrogazdasági sokk kedvezőtlen hatását.

**3. ábra**  
Becsült és tény default-ráta a vállalati mintára visszabecsülve



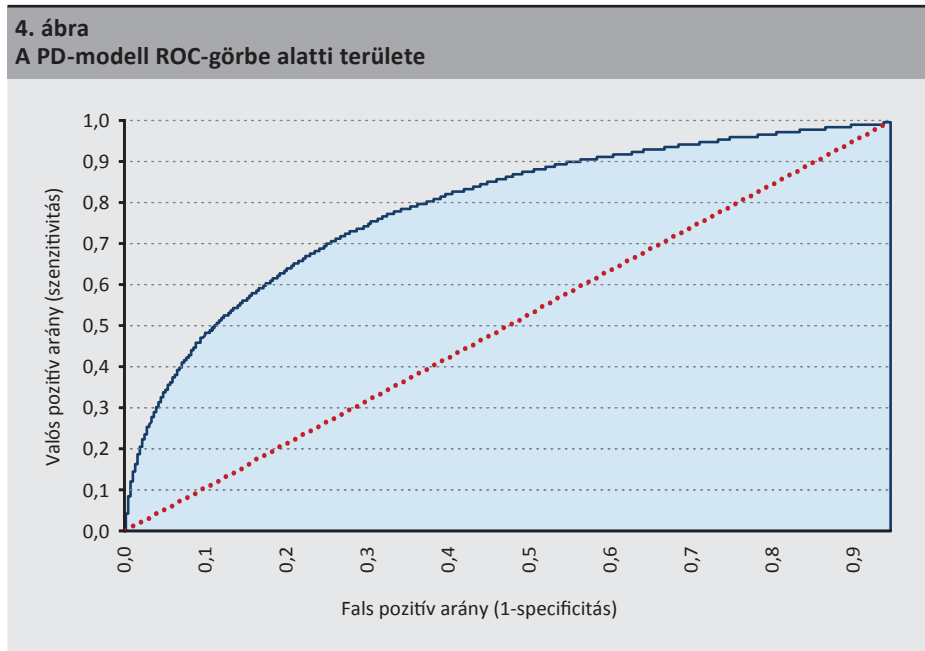
Megjegyzés: A kék vonal a becsült értékeket, a kék sáv a 95 százalékos konfidenciaintervallumot, míg a szürke, folytonos vonal a tényleges értékeket mutatja.

#### 4.1.2. Validáció

A paraméterbecslés pontossága keresztvalidáció segítségével is mérhető. Ehhez a megfigyeléseket szükséges  $k$  számú véletlen mintára osztani. Ezt követően az egyes almintákból  $k-1$  csoport alkotja a tanulóhalmazt (train), egy pedig a teszthal-

mazt (test). A különböző minták és teszhalmazok ismételt felosztásából számítható a becslés pontossága. Jelen tanulmányban 10 véletlen minta került létrehozásra, ami után az egyes minták eredményei 97 százalékos pontossággal megegyeztek.

A fentiekén túl a logisztikus regressziós modell illeszkedésének jóságára, diszkriminációs erejére két közkedvelt mutató alkalmazható, amelyek a különböző töréspontokhoz (cutpoint) tartozó klasszifikációs táblákból (confusion matrix) származtathatók. A 4. ábrán a logit modell ROC (Receiver Operating Characteristic) görbéjéről látható, hogy az a 45 fokos egyenes felett helyezkedik el. A ROC-görbe alatti terület (AUC) értéke 0,78, a GINI pedig 0,56-os értéket mutat, ami hasonló modellek között jónak tekinthető érték.



#### 4.2. Stage-modellek

A stage-ek közti átmenetvalószínűségek a PD-modelltől eltérően nem binomiális, hanem multinomiális logisztikus regresszió alapulnak, ami biztosítja, hogy az átmenetvalószínűségek konzisztensek legyenek egymással, vagyis a lehetséges kimenetekhez tartozó egyedi valószínűségek összege 1 legyen. Az IFRS9 által definiált három stage-elméletben maximum kilenc migrációs kombinációban tud megjelenni<sup>5</sup>, vagyis egy adott stage-hez három lehetséges kimenet tartozik. Mivel a stresszteszt-eljárás során, az EBA (2019) módszertanának megfelelően, konzervatív módon nem

<sup>5</sup> (1) 1–3, (2) 2–3, (3) 1–2, (4) 3–2, (5) 2–1, (6) 3–1, (7) 1–1, (8) 2–2, (9) 3–3

megengedett a gyógyulás, ezért a  $stage_{3-1}$ ,  $stage_{3-2}$  és  $stage_{3-3}$  kategóriákra jelen tanulmányban nem készül külön becslés. Emiatt tehát a  $stage_{1-1}$ -ből és  $stage_{2-1}$ -ből induló áramlások becslésére összesen két multinomiális modell készült.

A  $stage$ -ek szétválasztása során fontos szempont volt, hogy minden csoportban kellő számú megfigyelés maradjon. Ennek hiánya ugyanis felveti egyes  $stage$ -ek összevonásának szükségességét. A szétválasztást követően azonban minden kategóriában elégségesnek ítélt megfigyelés maradt. Ebből a szempontból leginkább kritikus tényezőnek a  $stage_{2-x}$ , vagyis a  $stage_{2-1}$ -ből valamelyik irányba migráló ügyfelek minősíthetők, azonban a mintaelemszám ebből a kategóriából egyik lehetséges irányban sem volt kevesebb, mint 20 ezer, a defaultos ügyfelek száma pedig ezernél nem volt alacsonyabb.

A  $stage$ -modellekről általánosságban elmondható, hogy esetükben némileg kevesebb magyarázó változó bizonyult szignifikánsnak, mint a PD-modell esetén, ami szoros összefüggésben van a  $stage$ -ek létrehozásával keletkező alminták alacsonyabb elemszámával. Az alkalmazott modellszelekciós eljárás ugyanis igyekszik a túlillesztést elkerülni, így a megfigyelési számhoz optimalizálja a bevonható magyarázó változók számát. Ez ugyanakkor nem okoz torzítást a végső eredmények szempontjából.

#### 4. táblázat

#### Multinomiális $stage$ -modellek makrogazdasági változóinak a referenciakategóriához viszonyított logit együtthatói

Eredményváltozó:

	Stage(1–2)	Stage(1–3)	Stage(2–1)	Stage(2–3)
Foglalkoztatottság (demp)			0,01*** (0,0004)	0,001 (0,001)
Munkanélküliségi ráta (dunrate)	0,23*** (0,02)	0,13*** (0,02)		
Háztartások rendelkezésre álló jövedelme (dlnhhinc)	-10,99*** (0,62)	-4,42*** (0,09)	-0,37 (0,76)	-1,64*** (0,06)
Árfolyam (deurhuf)	0,01*** (0,001)	0,01*** (0,002)		
Infláció (dcpi)	-0,30*** (0,01)	-0,06*** (0,01)		
Foglalkoztatottság egy évvel késleltetett értéke (l1_demp)	-0,01*** (0,0003)	-0,004*** (0,0004)	0,002*** (0,0003)	-0,002*** (0,001)
Háztartások rendelkezésre álló jövedelmének egy évvel késleltetett értéke (l1_dlnhhinc)	4,48*** (0,40)	-1,98*** (0,05)		
Árfolyam egy évvel késleltetett értéke (l1_deurhuf)	0,0001 (0,001)	-0,002 (0,002)		

Megjegyzés: \* $p < 0,1$ ; \*\* $p < 0,05$ ; \*\*\* $p < 0,01$ ; Zárójelben a sztenderd hibák; A választott referenciakategória minden esetben az induló  $stage$ -nek megfelelő, vagyis  $stage_{1-1}$  és  $stage_{2-2}$ .

A 4. táblázatban a magyarázó változókat tekintve az látható, hogy a makrováltozók közül a háztartási jövedelem és munkaerőpiaci indikátorok szerepe szinte minden kategóriában domináns. A vállalatspecifikus változók többsége a default-modellhez hasonlóan szintén szignifikáns: a pénzügyi állapotot jelző mutatók a stage-modellek esetében is nagy jelentőségűek, ugyanakkor a nem pénzügyi változók közül a vállalatméret hatását csak a  $\text{stage}_{1-x}$  modell esetében sikerült igazolni megfelelő konfidenciaintervallum mellett. A stage-modellek együtthatói a *Melléklet 9. táblázatában* találhatóak.

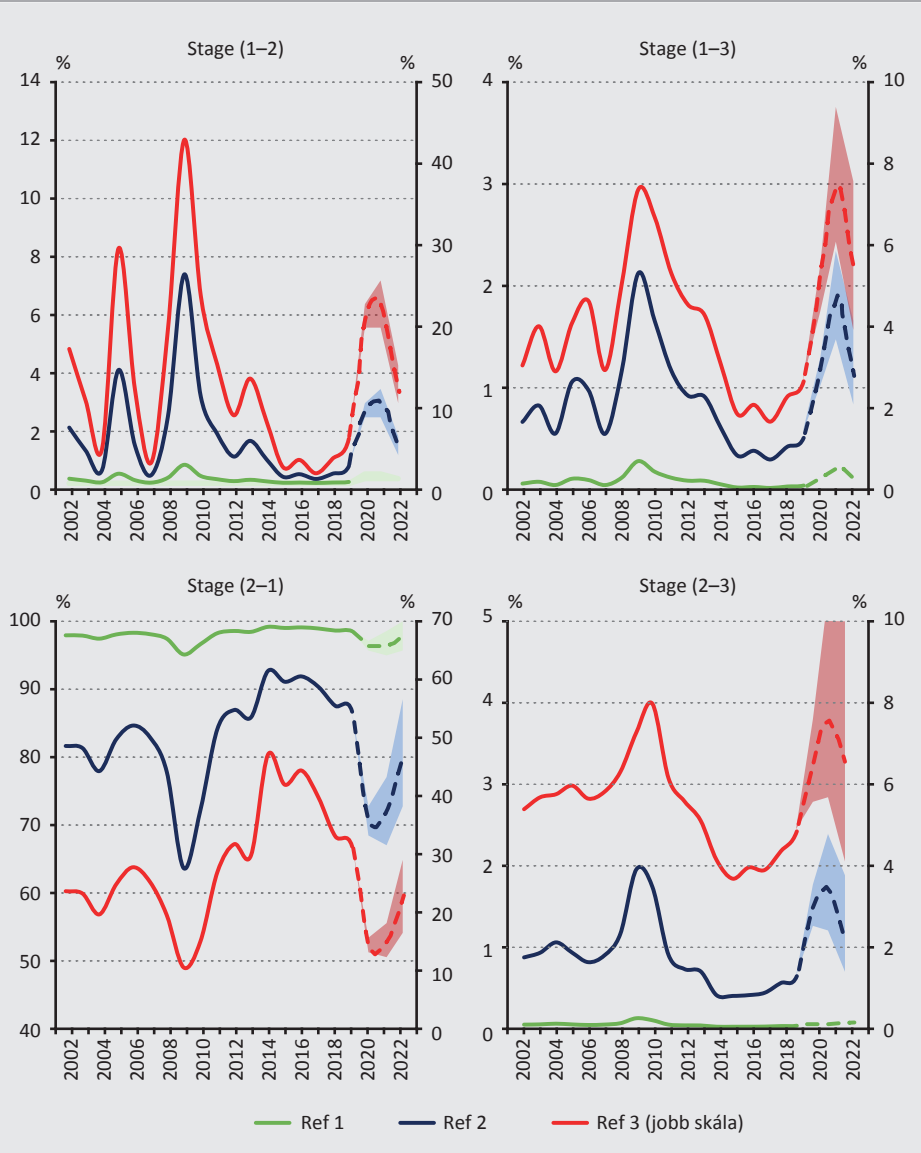
## 5. Stressz-szenárió

Ez a fejezet egy feltételezett makrogazdasági stresszpálya mentén mutatja be a becslési eredményeket a nemteljesítési és stage-ek közötti migrációs valószínűségekre vonatkozóan. Az illusztrációhoz három képzeletbeli referenciavállalaton (Ref1, Ref2, Ref3) készült a becslés. Az első vállalat (Ref1) közép/nagyvállalati kategóriába tartozik, jó pénzügyi hátterű, vagyis pénzügyi mutatói az eloszlás 75. percentilisének felelnek meg, ami a  $[-100;+100]$  közötti jellemző tartományon belül 50 feletti átlagos WOE-értéket jelent. Emellett külföldi magántulajdonosi háttérrel rendelkezik, és az egyik alacsony kockázatú nemzetgazdasági ágban tevékenykedik. A második (Ref2) egy belföldi magántulajdonú kisvállalat, éppen a mediánnak megfelelő pénzügyi mutatókkal, de közepes kockázatú ágazati tevékenységgel. A harmadik cég (Ref3) egyéb főbb jellemzőiben azonos az előző céggel, azonban ennek pénzügyi helyzete rosszabb, vagyis minden pénzügyi mutatója átlag alatti, a 25. percentilisen negatív WOE-értéket vesz fel.

A példában alkalmazott stressz-szenárió egy lehetséges, de a valósághoz képest jelentősen leegyszerűsített feltevéseken alapuló és csak a néhány kiemelt jelentőségű makrogazdasági változóra fókuszáló szimuláció, mely nem egyezik meg az MNB által alkalmazott stresszpályákkal. Az elképzelt forgatókönyv három fő gazdasági mutató stresszelésén keresztül tárja fel a makrokörnyezet hitelkockázatra gyakorolt hatását. A háztartások rendelkezésre álló jövedelme az első két stresszévből 5 és 2,5 százalékkal esik vissza, majd stagnál. A foglalkoztatottság az első évben 100, a másodikban 50 ezer fővel csökken, amivel párhuzamosan a munkanélküliségi ráta 2, illetve 1 százalékkal emelkedik. A többi paraméter ebben az egyszerűsített modellkeretben változatlan.

5. ábra

A migrációs valószínűségek tény időszakra visszabecsülve és egy elképzelt makrogazdasági pálya mentén a stage-modellekből levezetve\*



Megjegyzés: A sávok a 95 százalékos konfidenciaintervallumot jelölik

\* A bemutatott forgatókönyv csak illusztrációként szolgál, és nem egyezik meg az MNB által alkalmazott, makrogazdasági változók konzisztens modellezésén és előrejelzésén alapuló alternatív pályákkal.

Az 5. ábrán látható, hogy egy feltételezett stresszpálya mellett a modell képes a sokkesemények egyedi vállalatokra gyakorolt hatását jól megragadni. Az alkalmazott stressz hatására a stage1 és stage2 ügyfelek nemteljesítési valószínűsége jelentősen

emelkedik, miközben az előbbieik közül a rosszabb kategóriába történő beáramlás valószínűsége is nő, a visszaáramlás esélye gyengül, ami összhangban van az előzetes feltételezésekkel.

## 6. Konklúzió

Jelen tanulmány a stresszteszt-keretrendszer egyik legfontosabb alkotóelemének, a hitelkockázati veszteség becslésének továbbfejlesztését célozta a vállalati csőd- és átmenetvalószínűség becslésének pontosítása által. Az eredmények alapján megállapítható, hogy széleskörű, makrogazdasági és vállalati információkat tartalmazó változóhalmaz és megfelelő szelekciós algoritmus (lasso) segítségével képesek lehetünk a vállalati szféra szereplőit kockázatoság szempontjából hatékonyan megkülönböztetni egymástól, és ezáltal megbízható becslést készíteni a nemteljesítési valószínűségekre stresszhelyzetben. Egy valósághoz közeli, de egységes stage2 szabályrendszer alkalmazásával és az adatbázis almintákra bontásával a PD-vel azonos logika mentén az átmenetvalószínűségekre is készíthető közvetlen és hasonlóan jó illeszkedést biztosító becslés, mely a stresszhelyzetben megjelenő hitelkockázati veszteség számszerűsítéséhez nyújthat támogatást. A modellek eredményei alapján elmondható, hogy a vállalati nemteljesítési- és átmenetvalószínűség ciklikusságát megragadó tényezők közül leginkább meghatározónak és szignifikánsnak a munkaerőpiac állapotát és a háztartási szektor jövedelmi helyzetét jellemző változók tekinthetők.

## Felhasznált irodalom

Anderson, R. (2007): *The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation*. Oxford University Press.

Banai Ádám – Hosszú Zsuzsanna – Körmendi Gyöngyi – Sóvágó Sándor – Szegedi Róbert (2013): *Stressztesztek a Magyar Nemzeti Bank gyakorlatában*. MNB-tanulmányok 109, Magyar Nemzeti Bank. <https://www.mnb.hu/letoltes/mt109-vegleges.pdf>

Banai Ádám – Körmendi Gyöngyi – Lang Péter – Vágó Nikolett (2016): *A magyar kis- és középvállalati szektor hitelkockázatának modellezése*. MNB-tanulmányok 123, Magyar Nemzeti Bank. <https://www.mnb.hu/letoltes/mnb-tanulmanyok-123.pdf>

Bauer Péter – Endréz Marianna (2016): *Modelling bankruptcy using Hungarian firm-level data*, MNB Occasional Papers 122, Magyar Nemzeti Bank. <https://www.mnb.hu/letoltes/mnb-op-122-final.pdf>

CEBS (2009): *CEBS'S Press Release on the Results of the EU-wide Stress Testing Exercise*. Committee of European Banking Supervisors, október 1. <https://eba.europa.eu/sites/default/documents/files/documents/10180/15977/01df9de6-acc8-4b8f-ac72-849d96087795/CEBS-2009-180-Annex-2-%28Press-release-from-CEBS%29.pdf>. Letöltés ideje: 2020. augusztus 29.



- Dabi Zsófia – Szenes Márk (2020): *Vállalatok nemteljesítési valószínűségének becslése – Egy lehetséges felügyeleti benchmark-modell*. Hitelintézeti szemle, 19(3): 52–77. <http://doi.org/10.25201/HSZ.19.3.5277>
- EBA (2011): *Results of the 2011 EU-wide stress test*. European Banking Authority, 15 July. <https://eba.europa.eu/sites/default/documents/files/documents/10180/15935/b8211d3b-562e-40d4-80f8-0b5736c20345/2011%20EU-wide%20stress%20test%20results%20-%20press%20release%20-%20FINAL.pdf>. Letöltés ideje: 2020. augusztus 15.
- EBA (2018): *Final Report on Guidelines on institutions' stress testing*. EBA/GL/2018/04, European Banking Authority, 19 July. [https://eba.europa.eu/sites/default/documents/files/documents/10180/2282644/2b604bc8-fd08-4b17-ac4a-cdd5e662b802/Guidelines%20on%20institutions%20stress%20testing%20\(EBA-GL-2018-04\).pdf](https://eba.europa.eu/sites/default/documents/files/documents/10180/2282644/2b604bc8-fd08-4b17-ac4a-cdd5e662b802/Guidelines%20on%20institutions%20stress%20testing%20(EBA-GL-2018-04).pdf). Letöltés ideje: 2020. augusztus 15.
- EBA (2019): *2020 EU-wide stress test – methodological note*. European Banking Authority, 7 November. [https://eba.europa.eu/sites/default/documents/files/document\\_library//2020%20EU-wide%20stress%20test%20-%20Methodological%20Note.pdf](https://eba.europa.eu/sites/default/documents/files/document_library//2020%20EU-wide%20stress%20test%20-%20Methodological%20Note.pdf). Letöltés ideje: 2020. augusztus 29.
- Flannery, M. – Hirtle, B. – Kovner, A. (2016): *Evaluating the Information in the Federal Reserve Stress Tests*. Staff Report, No. 744, Federal Reserve Bank of New York.
- Hastie, T. – Tibshirani, R. – Friedman, J. (2009): *The Elements of Statistical Learning – Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer Series in Statistics.
- Inzelt György – Szappanos Gábor – Armai Zsolt (2016): *Felügyelés robusztus kockázati monitoring alkalmazásával – ciklusfüggetlen magyar vállalati minősítő rendszer*. Hitelintézeti Szemle, 15(3): 51–78. <https://hitelintezetiszemle.mnb.hu/letoltes/inzelt-gyorgy-szappanos-gabor-armai-zsolt.pdf>
- Kok, C. – Mirza, H. – Pancaro, C. (2017): *Macro stress testing euro area banks' fees and commissions*. ECB working paper series 2029. <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp2029.en.pdf>
- Lang Péter – Stancsics Martin (2019): *Modeling loan loss provisions under IFRS 9 in the top-down solvency stress test of the Central Bank of Hungary*. EBA Policy Research Workshop „The future of stress tests in the banking sector – approaches, governance and methodologies, Paris. [https://www.eba.europa.eu/sites/default/files/document\\_library/Calendar/Conference-Workshop/2019/8th%20annual%20workshop%20documents/10.1%20Monika%20Marcinkowska.pdf?retry=1](https://www.eba.europa.eu/sites/default/files/document_library/Calendar/Conference-Workshop/2019/8th%20annual%20workshop%20documents/10.1%20Monika%20Marcinkowska.pdf?retry=1). Letöltés ideje: 2021. január 7.
- MNB (2021): *A tőke megfelelés belső értékelési folyamata (ICAAP), a likviditás megfelelésének belső értékelési folyamata (ILAAP) és felügyeleti felülvizsgálatuk, valamint az üzleti modell elemzés (BMA)*. Módszertani kézikönyv a felügyelt intézmények részére, Magyar Nemzeti Bank. <https://www.mnb.hu/letoltes/icaap-ilaap-bma-kezikonyv-2021januar.docx>. Letöltés ideje: 2021. január 18
- Tibshirani, R. (1996): *Regression shrinkage and selection via the lasso*. Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological), 58(1): 267–288.

## Melléklet

<b>5. táblázat</b>							
<b>Főbb magyarázó változók leíró statisztikái</b>							
<b>dlnGdp</b>	<b>érték</b>	<b>demp</b>	<b>érték</b>	<b>dunrate</b>	<b>érték</b>	<b>dlnpay</b>	<b>érték</b>
Minimum	-0,069	Minimum	-121,430	Minimum	-2,457	Minimum	0,032
1. kvartilis	0,003	1. kvartilis	-35,500	1. kvartilis	-0,962	1. kvartilis	0,039
Medián	0,018	Medián	35,320	Medián	-0,142	Medián	0,052
Átlag	0,010	Átlag	27,240	Átlag	-0,280	Átlag	0,056
3. kvartilis	0,037	3. kvartilis	77,370	3. kvartilis	0,411	3. kvartilis	0,070
Maximum	0,044	Maximum	136,250	Maximum	2,212	Maximum	0,110
<b>dcpi</b>	<b>érték</b>	<b>dlnim</b>	<b>érték</b>	<b>dlnex</b>	<b>érték</b>	<b>dlnhhinc</b>	<b>érték</b>
Minimum	-3,898	Minimum	-0,157	Minimum	-0,113	Minimum	-0,041
1. kvartilis	-1,940	1. kvartilis	0,033	1. kvartilis	0,037	1. kvartilis	-0,023
Medián	0,144	Medián	0,058	Medián	0,065	Medián	0,006
Átlag	-0,303	Átlag	0,036	Átlag	0,046	Átlag	0,008
3. kvartilis	0,676	3. kvartilis	0,094	3. kvartilis	0,088	3. kvartilis	0,039
Maximum	4,010	Maximum	0,131	Maximum	0,149	Maximum	0,061
<b>dbubor</b>	<b>érték</b>	<b>deurhuf</b>	<b>érték</b>	<b>dc_woe</b>	<b>érték</b>	<b>roa_woe</b>	<b>érték</b>
Minimum	-3,143	Minimum	-12,829	Minimum	-12,829	Minimum	-12,829
1. kvartilis	-1,906	1. kvartilis	0,155	1. kvartilis	0,155	1. kvartilis	0,155
Medián	-0,619	Medián	1,574	Medián	1,574	Medián	1,574
Átlag	-0,682	Átlag	4,908	Átlag	4,908	Átlag	4,908
3. kvartilis	0,685	3. kvartilis	10,066	3. kvartilis	10,066	3. kvartilis	10,066
Maximum	1,135	Maximum	29,102	Maximum	29,102	Maximum	29,102
<b>eq_woe</b>	<b>érték</b>	<b>pos_woe</b>	<b>érték</b>	<b>shortli_woe</b>	<b>érték</b>	<b>longli_woe</b>	<b>érték</b>
Minimum	-107,890	Minimum	-119,280	Minimum	-83,430	Minimum	-65,987
1. kvartilis	-31,930	1. kvartilis	-12,110	1. kvartilis	-34,310	1. kvartilis	-17,100
Medián	31,540	Medián	33,640	Medián	23,000	Medián	24,651
Átlag	24,470	Átlag	20,450	Átlag	16,700	Átlag	6,621
3. kvartilis	79,050	3. kvartilis	68,490	3. kvartilis	69,610	3. kvartilis	24,651
Maximum	131,20	Maximum	89,910	Maximum	96,050	Maximum	46,376

*Forrás: MNB*

**6. táblázat**

**A makrogazdasági változók mértékegysége és transzformációja**

Hosszú név	Rövid név	Mértékegység	Alkalmazott függvényforma
Bruttó hazai termék (GDP)	gdp	millió Ft, 2015. évi áron	log-differencia (dlnGDP)
Versenyszféra foglalkoztatottsága	emp	ezer fő	első differencia (demp)
Munkanélküliségi ráta	unrate	százalék	első differencia (dunrate)
Versenyszféra bruttó átlagkeresete	pay	Ft/hó	log-differencia (dlnpay)
Infláció	cpi	év/év, százalék	első differencia (dcpi)
Import	im	millió Ft, 2015. évi áron	log-differencia (dlnim)
Export	ex	millió Ft, 2015. évi áron	log-differencia (dlnex)
Háztartások rendelkezésre álló jövedelme	hhinc	millió Ft, 2015. évi áron	log-differencia (dlnhhinc)
EUR/HUF árfolyam	eurhuf	Ft	első differencia (deurhuf)
3 havi BUBOR-kamat	bubor	százalék	első differencia (dbubor)

*Forrás: MNB*

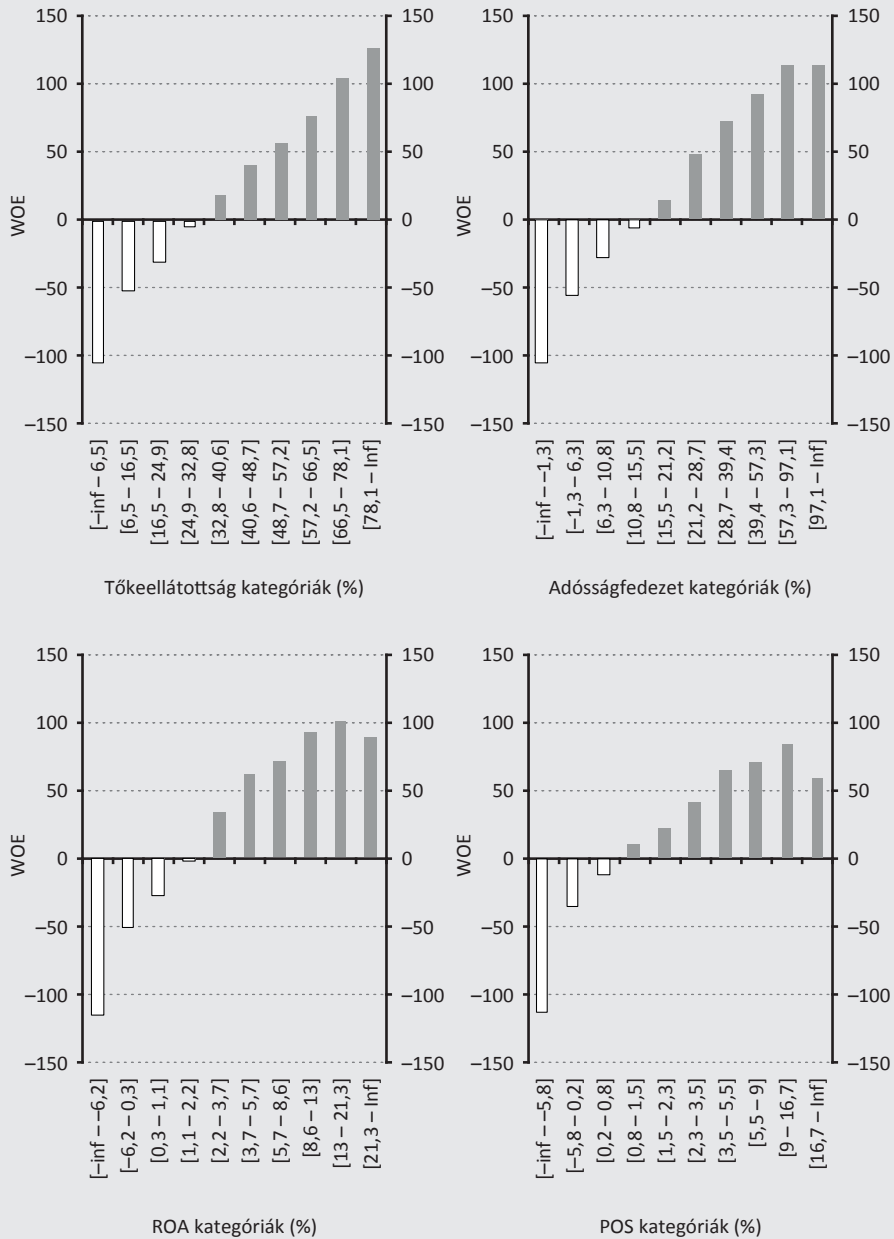
**7. táblázat**

**Ügyfélszintű pénzügyi és nem pénzügyi változók**

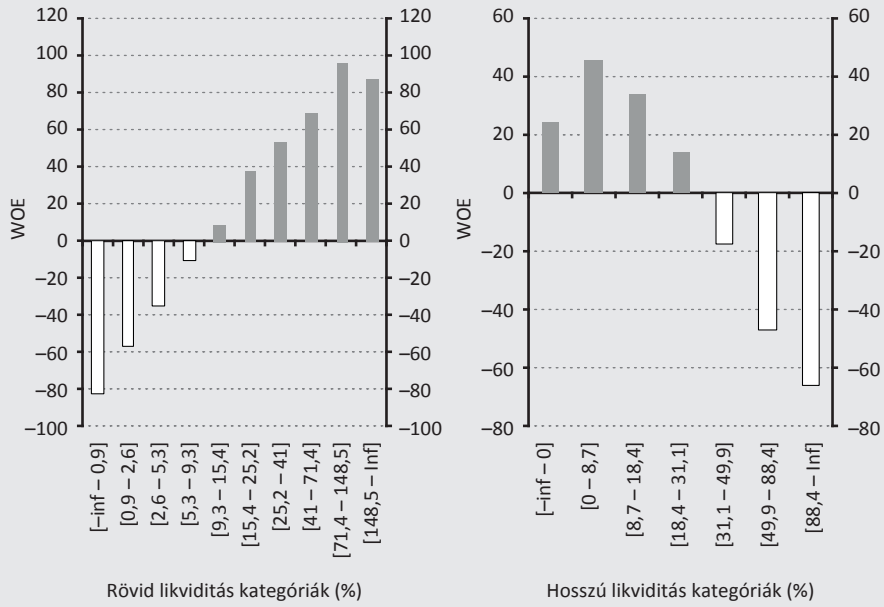
Elnevezés	Rövid név	Változó forma	Képlet
Eszközarányos jövedelmezőség	roa	folytonos	$\text{Adózott eredmény} / \text{Eszközállomány}$
Tőkeellátottság	eq	folytonos	$\text{Saját tőke} / \text{Forrásállomány}$
Adósságfedezet	dc	folytonos	$\text{EBITDA} / \text{Kötelezettségek}$
Rövid távú likviditás	shortli	folytonos	$(\text{Pénzeszközök} + \text{Értékpapírok}) / \text{Rövid lejáratú kötelezettségek}$
Hosszú távú likviditás	longli	folytonos	$\text{Hosszú lejáratú kötelezettségek} / \text{Befektetett eszközök}$
Árbevétel-arányos jövedelmezőség	pos	folytonos	$\text{Adózott eredmény} / \text{Árbevétel}$
Exportarány	exp	folytonos	$\text{Export árbevétel} / \text{Árbevétel}$
Állami tulajdonos	-	kategorikus	$(\text{Jegyzett tőke}_{\text{állam}} + \text{Jegyzett tőke}_{\text{önkormányzat}}) / \text{Jegyzett tőke}_{\text{össz}} > 0,5$
Külföldi tulajdonos	-	kategorikus	$\text{Jegyzett tőke}_{\text{külföld}} / \text{Jegyzett tőke}_{\text{össz}} > 0,5$
Szegmens	-	kategorikus	2004. évi XXXIV. (KKV) törvény
Ágazat		Kategorikus	Rating-besorolás alapján (lásd Melléklet 7. táblázata)

*Forrás: MNB cégbázisa*

**6. ábra**  
**A változókatóriákhoz tartozó WOE-értékek**



**6. ábra (folytatás)**  
**A változókatóriákhoz tartozó WOE-értékek**



**8. táblázat****Az ágazatok rating-kategóriába sorolása**

Ágazat TEOR szerint	Default ráta	Default megfigyelés (db)	Összes megfigyelés (db)	Rating-kategória
Ingatlanügylek	4,7%	582	12 267	3
Szállítás, raktározás	4,4%	1 335	30 184	3
Pénzügyi, biztosítási tevékenység	4,4%	109	2 483	3
Építőipar	4,0%	1 046	26 321	3
Szálláshely-szolgáltatás	3,8%	257	6 717	3
Információ, kommunikáció	3,8%	436	11 507	2
Kereskedelem, gépjárműjavítás	3,6%	2 851	79 123	2
Szakmai, tudományos és adminisztratív	3,3%	1 264	37 907	2
Feldolgozó ipar	3,1%	1 441	46 866	2
Ismeretlen ágazat	2,8%	22	779	2
Egyéb tevékenységek	2,4%	253	10 740	1
Vízellátás, szennyvíz, hulladékgazdálkodás	2,3%	67	2 886	1
Bányászat, bányászati szolgáltatás	2,1%	12	584	1
Mezőgazdaság, erdőgazdálkodás, halászat	1,7%	293	16 840	1
Villamosenergia-, gáz-, gőzellátás	1,5%	18	1 241	1

*Forrás: MNB default-adatbázisa*

<b>9. táblázat</b>					
<b>PD- és stage-modellek</b>					
	<b>Eredményváltozó:</b>				
	<b>Default binomiális logit</b>	<b>Stage(1–2) multinomiális logit</b>	<b>Stage(1–3) multinomiális logit</b>	<b>Stage(2–1) multinomiális logit</b>	<b>Stage(2–3) multinomiális logit</b>
<b>Makrogazdasági változók</b>					
Foglalkoztatottság (demp)	-0,0002 (0,0004)			0,01*** (0,0004)	0,001 (0,001)
Munkanélküliségi ráta (dunrate)		0,23*** (0,02)	0,13*** (0,02)		
Háztartások rendelkezésre álló jövedelme (dlnhhinc)	-5,58*** (1,15)	-10,99*** (0,62)	-4,42*** (0,09)	-0,37 (0,76)	-1,64*** (0,06)
Árfolyam (deurhuf)	0,003 (0,004)	0,01*** (0,001)	0,01*** (0,002)		
Átlagkereset a versenyszférában (dlnpay)	-0,90 (1,80)				
Infláció (dcpí)	-0,04* (0,02)	-0,30*** (0,01)	-0,06*** (0,01)		
Foglalkoztatottság egy évvel késleltetett értéke (I1_demp)	-0,003*** (0,0005)	-0,01*** (0,0003)	-0,004*** (0,0004)	0,002*** (0,0003)	-0,002*** (0,001)
Háztartások rendelkezésre álló jövedelmének egy évvel késleltetett értéke (I1_dlnhhinc)	-5,39*** (1,30)	4,48*** (0,40)	-1,98*** (0,05)		
Infláció egy évvel késleltetett értéke (I1_dcpí)	-0,02 (0,02)				
Import egy évvel késleltetett értéke (I1_dlnim)	1,06*** (0,27)				
Árfolyam egy évvel késleltetett értéke (I1_deurhuf)		0,0001 (0,001)	-0,002 (0,002)		
<b>Ügyfélszintű pénzügyi változók</b>					
Megtérülés (I1roa_woe)	-0,005*** (0,0005)	-0,01*** (0,0002)	-0,01*** (0,0003)	0,01*** (0,0003)	-0,0003 (0,001)
Tőkeellátottság (I1eq_woe)	-0,003*** (0,0002)	0,002*** (0,0002)	-0,003*** (0,0003)	0,002*** (0,0003)	-0,003*** (0,001)
Árbevétel-arányos jövedelem (I1pos_woe)	-0,0001 (0,0005)				
Adósságfedezet (I1dc_woe)	-0,003*** (0,0003)	-0,01*** (0,0002)	-0,003*** (0,0004)	0,004*** (0,0004)	-0,0003 (0,001)
Rövid likviditás (I1shortli_woe)	-0,01*** (0,0003)	-0,01*** (0,0002)	-0,01*** (0,0003)	0,01*** (0,0003)	-0,002*** (0,001)
Hosszú likviditás (I1longli_woe)	-0,005*** (0,0004)	-0,01*** (0,0003)	-0,01*** (0,0004)	0,01*** (0,0005)	-0,003*** (0,001)
<b>Ügyfélszintű nem pénzügyi változók</b>					
Tulajdonos (= nem állami)	0,55*** (0,16)	1,23*** (0,11)	0,94*** (0,19)	-1,27*** (0,18)	-0,61* (0,33)
Tulajdonos (= külföldi)	-0,48*** (0,06)	-0,74*** (0,04)	-0,60*** (0,07)	0,60*** (0,07)	-0,45*** (0,16)
Szegmens (= mikro/kis)	0,32*** (0,05)	0,10*** (0,03)	0,39*** (0,06)	-0,09* (0,05)	0,09 (0,12)
Ágazat (= közepes kockázat)	0,20*** (0,05)	0,29*** (0,04)	0,20*** (0,06)	-0,25*** (0,06)	0,32** (0,14)
Ágazat (= magas kockázat)	0,37*** (0,06)	0,62*** (0,04)	0,46*** (0,06)	-0,53*** (0,07)	0,33** (0,15)
Konstans	-4,93*** (0,19)	-4,79*** (0,11)	-5,29*** (0,19)	1,73*** (0,19)	-2,49*** (0,35)
Megfigyelések száma	254 590	230 413	230 413	23 094	23 094

Megjegyzések: \* $p < 0,1$ , \*\* $p < 0,05$ , \*\*\* $p < 0,01$ ; zárójelben a sztenderd hibák és I1: az egy évvel késleltetett érték