

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/348555854>

Az államcsőd előrejelzése a COVID-19 által előidézett válsághelyzetben – Habilitációs értekezés

Thesis · January 2021

CITATIONS

0

READS

616

1 author:



Tamás Kristóf

Corvinus University of Budapest

90 PUBLICATIONS 332 CITATIONS

SEE PROFILE

AZ ÁLLAMCSŐD ELŐREJELZÉSE A COVID-19 ÁLTAL ELŐIDÉZETT VÁLSÁGHELYZETBEN

HABILITÁCIÓS ÉRTEKEZÉS

KRISTÓF TAMÁS PHD

BUDAPEST, 2021

Budapesti Corvinus Egyetem
Vállalkozásfejlesztési Intézet

Az államcsőd előrejelzése a COVID-19 által előidézett válsághelyzetben

© Kristóf Tamás, 2021

Tartalomjegyzék

Bevezetés.....	4
1. Az államcsőd és az államcsőd előrejelzés elméleti-fogalmi háttere	6
1.1. Kutatási előzmények	6
1.2. Elméleti-fogalmi keretek.....	8
1.3. Aktuális kutatási problémák és a megfogalmazott hipotézisek.....	12
2. Az államcsőd előrejelzés módszertana és korábbi empirikus vizsgálata	15
2.1. Többváltozós klasszifikációs módszertanok	16
2.1.1. Hagyományos klasszifikációs módszerek	17
2.1.1.1. Diszkriminanciaanalízis	17
2.1.1.2. Logisztikus regresszió elemzés	18
2.1.1.3. Probit és tobit elemzés.....	20
2.1.2. Nemparaméteres és gépi tanulási módszerek	22
2.1.2.1. Döntési fák	22
2.1.2.2. Neurális hálók	24
2.1.2.3. A legkorszerűbb gépi tanulási eljárások.....	25
2.2. Strukturális megközelítések	27
2.3. Rating alapú megközelítések.....	28
2.4. Összefoglaló értékelés az államcsőd előrejelzés fejlődéstörténetéről, valamint az 1. és a 2. hipotézis vizsgálat eredményeiről	30
3. Az államcsőd előrejelzés empirikus vizsgálata	34
3.1. A Markov lánc modellezés.....	35
3.2. Adatgyűjtés és adatelőkészítés	38
3.3. A folytonos inhomogén Markov lánc alapú államcsőd előrejelző modell felépítése, valamint a 3. hipotézis vizsgálat eredményei.....	42
4. Következtetések / új és újszerű tudományos eredmények az államcsőd előrejelzés területén.....	45
Felhasznált irodalom	47
Rövidítések jegyzéke	55
Táblázatok jegyzéke.....	56

Bevezetés

Az elmúlt évtizedekben lezajlott politikai válságok, szuverén adósságválságok, pénzügyi válságok és napjainkban a COVID-19 világválság által előidézett környezeti feltételek rávilágítottak számos ország sérülékenységére, amely szükségessé tette az államcsőd kockázatainak szisztematikus felmérését és előrejelzését.

A COVID-19 világválság új kihívásokat teremtett az államcsőd előrejelzés felé. Tekintettel arra, hogy a COVID-19 következtében a közeljövőben a megszokottnál több államcsőd eseményre számíthatunk, szükségessé vált olyan államcsőd előrejelző modell kidolgozása, amely megfelelően kezeli a COVID-19 válsághatást.

Módszertani szempontból az államcsőd előrejelzése alapvetően nem különbözik a vállalati- vagy a bankcsőd előrejelzésétől. Tekintettel azonban arra, hogy a világon lényegesen kevesebb szuverén entitás található, mint vállalat vagy bank, ezért jelentősen kevesebb megfigyelt adat, különösen „csődös” megfigyelés áll rendelkezésre a modellezők részére. Az államcsőd előrejelzést magyarázó változók is jelentősen különböznek a vállalati- vagy a bankcsőd előrejelzésben alkalmazottaktól.

Az értekezés témaválasztása megfelelően illeszkedik a pályafutásom alatt intenzíven kutatott és oktatott vállalati- és bankcsőd előrejelzéshez. Magyarországon kifejezetten az államcsőd előrejelzéssel foglalkozó publikáció legjobb tudomásom szerint még nem jelent meg.

Az értekezés – hitelkockázatkezelési és csődelőrejelzési megalapozást követően – először áttekinti az államcsőd és az államcsőd előrejelzés fogalmi kereteit. Ennek keretében, kiterjedt szakirodalom feldolgozás alapján, részletesen körüljárja az államcsőd esemény lehetséges bekövetkezési eseteit, amelyek alapján specifikálja az államcsőd modellezési célváltozóként történő alkalmazhatóságát. Ezt követi az államcsődöt magyarázó tényezők feltárása, amelynek tekintetében a szakirodalom elméleti és empirikus oldalról egyaránt gazdag, hiszen a publikált empirikus államcsőd előrejelző modellek számos nagyságrendben alkalmaztak különböző modellváltozókat, amelyeket sokan sokféleképpen csoportosítottak.

Az azonosított államcsőd okok és államcsőd bekövetkezések alapján az értekezés három hipotézist fogalmaz meg, amelyek vizsgálatát az államcsőd előrejelzés fejlődéstörténetének átfogó értékelésén és új empirikus vizsgálatán keresztül végzi el.

Ezután az értekezés fejlődéstörténeti megközelítésben igyekszik az államcsőd előrejelzésre alkalmazott többváltozós adatelemzési módszertant feltérképezni, és korábbi

empirikus eredményekkel alátámasztva az egyes módszertanok alkalmasságát igazolni. A fejlődéstörténeti elemzés végigkíséri azt a fejlődési utat, amely az egyszerűbb, kismintán alapuló lineáris modellekkel kezdődött, és eljutott napjaink legkorszerűbb, gyakorlatilag teljes gazdaságtörténetet felölelő adatbázisokon alkalmazott gépi tanulási eljárásokig, a rating alapú Markov láncokig és különböző Credit Default Swap (CDS) felár előrejelző modellekig.

A szakirodalomban fellelhető számos módszertani megközelítés és empirikus modell áttanulmányozása alapján az értekezés empirikus vizsgálata a rating alapú megközelítések, azon belül a Markov lánc alkalmazása mellett teszi le a voksot.

Az értekezés empirikus vizsgálata keretében kifejlesztett, a COVID-19 válságatást kezelni képes államcsőd előrejelző modell a Standard&Poors (S&P) rating ügynökség legfrissebb tényadaira épül, folytonos, inhomogén Markov lánc felhasználásával, amely a korábbi évtizedek válságtapasztalatainak felhasználásával stresszelten képes államcsőd valószínűségeket becsülni.

Végül az értekezés összefoglalja az államcsőd előrejelzés területén született új és újszerű tudományos eredményeket.

1. Az államcsőd és az államcsőd előrejelzés elméleti-fogalmi háttere

Az államcsőd előrejelzés a hitelkockázatkezelés fontos kutatási területét képviseli. A fejezet áttekintést ad az államcsőd előrejelzés kutatási előzményeiről, az államcsőd fogalmi kereteiről, valamint az államcsődöt előidéző tényezőkről, azzal a céllal, hogy megfelelő megalapozást biztosítson a kutatási téma empirikus vizsgálatához, különösen a modellezési célváltozó és a modellezéshez alkalmazható magyarázó változók körének definiálásához.

1.1. Kutatási előzmények

Az államcsőd előrejelzés mint kutatási terület az 1970-es évektől alakult ki, annak folyamányaként, hogy az 1970-es években számottevően megnövekedett a fejlődő országok külső eladósodottsága, amelyeknek következményeként már az 1980-as évek elején lényegesen megnövekedett az államadósság átstrukturálások száma és volumene. A többváltozós statisztikai elemzési módszertan területén lezajlott fejlődés ekkorra már lehetővé tette az államcsőd esemény bekövetkezése mint célváltozó több magyarázó változó szimultán figyelembevételével történő modellezését.

A szocializmus összeomlását követő piacorientált gazdasági és pénzügyi reformok következtében jelentős volumenű külföldi tőkebeáramlás történt Kelet-Európába, Latin-Amerikába, Ázsiába és Afrikába (*Ramcharran, 1999*). A nemzetközi befektetők egyre inkább azzal szembesültek, hogy a világkereskedelem és a tőkepiacok globalizációja olyan kockázatokat hordoz magában, amelyek gyors és széles körben tovagyrúzó pénzügyi válságokat okozhatnak, veszélyeztetve a nemzetközi pénzügyi rendszer stabilitását (*Hayes, 1998*). A 2001. szeptember 11-ei terrortámadás és az azt követő viharos események a nemzetközi kapcsolatokban megnövekedett kockázatokra, valamint azok nehezen elemezhető és előrejelezhető mivoltára világítottak rá. A legutóbbi pénzügyi válságot követően, a 2010-es években, új fejlemény volt, hogy fejlett, eurózóna tagállamok (Görögország, Spanyolország, Portugália, Olaszország, Írország) kerültek adósságválságba.

A csődelőrejelzés egy rendkívül széles körben megalapozott és kutatott területnek számít, elméleti, módszertani és empirikus oldalról egyaránt. Az utóbbi évtizedekben legtöbb empirikus eredmény és publikáció a vállalati csődelőrejelzés területén született. A bankcsőd- és az államcsőd előrejelzés a vállalati csődelőrejelzés által dominált

szakirodalomban viszonylag kevesebb – jóllehet így is jelentős – szerepet kapott, annak ellenére, hogy a bankcsődök és az államcsődök nagyságrendekkel súlyosabb problémákat okozhatnak globális, regionális és lokális szinten is, mint bizonyos vállalatok csődje.

A hitelkockázat annak a kockázata, hogy az adós vagy a partner nem tud eleget tenni a szerződésben foglalt kötelezettségeinek, és ebből a hitelező részére veszteség származhat (McNeil–Frey–Embrecht, 2015). Ez magába foglalja a default-ba esés (csődbe jutás) kockázatát, amikor az adós vagy partner default-ba esése hitelezési veszteség kockázatával jár, valamint a leminősítés kockázatát, amely az adós vagy partner megnövekedett kockázatából fakadó hitelminőség romlással jár valamely rating rendszerben.

A pénzügyi instrumentumok hitelkockázat alapú elemzése elméleti, módszertani és empirikus szempontokból egyaránt fontos kutatási területnek számít. A téma egyik kiemelt vizsgálati területe, egyúttal az adósok alapvető kockázati jellemzője: a csődvalószínűség (Probability of Default – PD).

Az utóbbi évtizedekben számottevő fejlődés zajlott le a hitelkockázati modellezés területén. Az értekezés témaválasztása szempontjából a hitelkockázati modellezés három módszertani megközelítése releváns:

1. A bináris célváltozón alapuló klasszifikációs modellezés, amely többváltozós statisztikai/adatbányászati technikákkal becsüli annak a valószínűségét, hogy az adós nem képes teljesíteni a szerződésben fennálló kötelezettségét (default-ba kerül).
2. A rating alapú modellezés, amely több állapoton keresztül igyekszik előrejelezni annak a valószínűségét, hogy az adós hitelminősítése a jövőbeni időszakokban megváltozik, ebbe beleértve a default osztályba kerülést.
3. A piaci alapú strukturális modellezés, amely a tőkepiacokon kereskedett értékpapírokkal rendelkező adósok esetében alkalmazható, és piaci adatokból következtet az adós csődvalószínűségére.

A fentiek alapján az adósok csődvalószínűsége becsülhető klasszifikációs modellekkel, rating osztályokhoz rendelt átlagos csődvalószínűségekkel, illetve piaci adatokból is implikálható.

A csődvalószínűség becslés megfelelő módszertanának megválasztásakor a rendelkezésre álló adatkörökön kívül szükséges figyelemmel lenni az előrejelzési időhorizontra, amelyen a várható veszteséget mérni szeretnénk. A csődvalószínűség

előrejelző modellek többnyire, iparági sztenderd szerint keresztmetszeti vagy néhány évet felölelő idősoros adatok felhasználásával készülnek, többváltozós statisztikai klasszifikációs módszerek alkalmazásával, nagyrészt 1-3 éves időhorizontra becsülve a csődbe jutás prognosztizálható bekövetkezését. Erről Magyarországon is rendkívül gazdag szakirodalom és empirikus eredmény áll rendelkezésre (lásd pl. *Virág–Nyitrai*, 2014; *Nyitrai*, 2019; *Nyitrai–Virág*, 2019; *Kristóf–Virág*, 2020).

Az International Financial Reporting Standards (IFRS) 9 sztenderdek bevezetése óta azonban a pénzügyi szektorban a hangsúly a várható hitelezési veszteségek időben történő felismerésére helyeződött. Az IFRS 9 előrettekintő értékvesztés képzési modellje a várható veszteség számszerűsítésére összpontosít, ami jelentős hitelkockázati romlás esetén az egyes pénzügyi instrumentumok – beleértve a szuverén adósságokat – teljes élettartamára vonatkozó (lifetime) várható veszteségének számszerűsítését teszi szükségessé (*Kristóf–Virág*, 2017).

A COVID-19 világjárvány új kihívásokat teremtett az előrettekintő lifetime PD modellezés irányába. Tekintettel arra, hogy a COVID-19 következtében a közeljövőben a megszokottnál több államcsőd eseményre számíthatunk, szükségessé vált olyan államcsőd előrejelző modell kidolgozása, amely megfelelően kezeli a COVID-19 válsághatást.

1.2. Elméleti-fogalmi keretek

Az államcsőd definiálásához az országgockázat fogalmának megértésén keresztül vezet az út, amelyre számos egymáshoz hasonló, illetve egymással átfedésben lévő terminológia született. A külföldön megvalósuló üzleti tevékenység kockázatait az országgockázaton kívül határokon átívelő kockázatként, szuverén kockázatként és politikai kockázatként egyaránt említi a szakirodalom.

Történelmi perspektívában értékelve, az országgockázati kutatásokat az 1960-as és 1970-es években a politikai válságok, az 1980-as években az adósságválságok, míg az 1990-es és a 2000-es években a pénzügyi válságok vezérelték (*Bouchet–Clark–Gros Lambert*, 2003). Valamennyi válság folyamányaként számottevő publikáció született, amelyek igyekeztek ex post megmagyarázni az egyes válságok okait.

A politikai kockázatok területén folytatott kutatások azután terjedtek el az 1960-as években, hogy a Kubai Forradalmat követően több amerikai céget kisajátítottak az országban (*Usher*, 1965). Az országgockázat fogalmát az 1970-es évektől a bankszektorban kezdték el

használni, elsősorban az egyes országokban megfigyelhető üzleti-gazdasági környezet konkrét leírásaiként. Az 1980-as években az adósságválságok nyomán már egyértelműen az országkockázat és a szuverén kockázat fogalma volt domináns a politikai kockázatokkal szemben (*Desta*, 1985).

Napjainkra konszenzus született abban, hogy a fentiek közül az országkockázat a tágabb fogalom, és az magában foglalja a szuverén és a politikai kockázatokat (*Timurlenk–Kaptan*, 2012). *Shapiro* (1999) szerint az országkockázat valamennyi politikai, gazdasági és pénzügyi tényezőt felölel, amely hatással van az adott országnak nyújtott kölcsön vagy adott országban megvalósított befektetés értékére.

Az államcsőd vonatkozásában az országkockázaton belül a szuverén kockázat fogalma a meghatározó, amely annak az esélyét fejezi ki, hogy valamely ország mint szuverén adós/kibocsátó nem képes vagy nem hajlandó fizetési kötelezettségének eleget tenni a külföldi hitelezők és/vagy befektetők felé (*Krayenbuehl*, 1985). A szuverén kockázatelemzés adott országok képességét és hajlandóságát vizsgálja a pénzügyi kötelezettségeinek való eleget tétel vonatkozásában (*Cosset–Roy*, 1991).

Az államcsőd részletesebb, konkrét csődesemény indikátorokat tartalmazó fogalmát sokan feleltetik meg a rating ügynökségek szuverén default definíciójával. A három legismertebb rating ügynökség az értekezés írásának idején legfrissebb default definíciójában (*Moody's*, 2020; *S&P*, 2020; *Fitch*, 2020) egyaránt megjelenik az elmulasztott vagy elhalasztott, szerződés alapján járó tőke- vagy kamatfizetési kötelezettség teljesítése; az adós/kibocsátó részéről csődeljárás vagy csődgondnokság kezdeményezése; az adós/kibocsátó részéről ajánlott olyan adósságcsere, amely a hitelezők számára hátrányos feltételekkel jár és csődhelyzetet akar elkerülni; valamint a szuverén entitás részéről kezdeményezett olyan szerződésmódosítás, amely számára pénzügyi kötelezettség csökkenéssel jár. Tehát a rating ügynökségek megközelítésében az államcsőd adósságszolgálati késedelemből, átstrukturálásból és/vagy jogi eseményekből fakad. A rating ügynökségek által adott default hitelminősítés államcsődnek tekinthető.

Figyelemmel arra, hogy az államcsődben érintett országok gyakran kerülnek a Nemzetközi Valutaalap (International Monetary Fund – IMF) látószögébe, több szerző is államcsőd eseményként tekintette azt az időszakot, amikor valamely ország nem kedvezményes IMF hitelnyújtásban részesült a rá jutó limit 100%-át meghaladó összegben, ezáltal IMF limittúllépés esete áll fenn (*Manasse–Roubini–Schimmelpfennig*, 2003; *Alaminos et al.*, 2019; *Wijayanti–Rachmanira*, 2020).

Az államcsőd piaci indikátorai közül kiemelkedik a mai formájában az 1990-es évektől létező szuverén CDS felár. Napjainkban is vitatott, hogy a szuverén rating vagy a CDS felár írja-e le jobban az államcsőd esélyét. *Rodríguez–Dandapani–Lawrence* (2019) azt találta, hogy a CDS felárak változásai a rating változásnál jobban képesek magyarázni a csődbe jutást.

A fenti megállapításokat összefoglalva, az államcsőd, empirikus vizsgálatokban alkalmazható modellezési célváltozóként a következőképpen specifikálható:

1. Államadósság szolgálat teljesítésében bekövetkezett fizetési késedelem
2. Államadósság átstrukturálás
3. Csődeljárás, csődgondnokság kezdeményezése
4. Szuverén default minősítési besorolás
5. IMF limittúllépés
6. Fizetéképtelenséget beárazó CDS felár

Az államcsődöt magyarázó tényezők vonatkozásában a szakirodalom rendkívül kiterjedt, mind elméleti, mind empirikus oldalról. A publikált empirikus államcsőd előrejelző modellek százas nagyságrendben alkalmaztak különböző modellváltozókat, amelyeket sokan sokféleképpen csoportosítottak.

Már a kezdeti többváltozós modellekben is viszonylag széles körben megjelentek az eladósodottságot és az államadósságszolgálat teljesítő képességét kifejező mutatószámok, amelyek a klasszikus makrogazdasági és külgazdasági mutatókkal együttesen igazoltan jól alkalmazhatónak bizonyultak az államcsőd előrejelzésére (*Manasse–Roubini*, 2003). *Burton–Inoue* (1985) a makrogazdasági-pénzügyi tényezőket belföldi makrogazdasági változók, külső makrogazdasági változók és külső adósságmutatók mentén csoportosította. A többváltozós államcsőd előrejelzés fejlődéstörténetében az alkalmazott változók köre az idő előrehaladtával egyre szélesebb lett.

Brewer–Rivoli (1990) a politikai instabilitást és a politikai berendezkedést találták meghatározónak az egyes országok fizetőképessége területén, a hagyományos makrogazdasági-pénzügyi mutatók mellett. *Cosset et al.* (1993) az intézményi környezeti változókon kívül számos biztonságpolitikai és gazdaságpolitikai tényezőt is azonosított, és szoros kapcsolatot talált a politikai kockázatok és a szuverén kockázatok között.

Reinhard (2002) szerint – tekintettel arra, hogy kutatásai alapján a szuverén adósságválságok döntő hányadát devizaválság előzte meg – a devizaválságot magyarázó

tényezők segítségével lehetséges leginkább az államcsőd előrejelzése. *Pescatori–Sy* (2007) a kötvénypiaci információk, a likviditást és szolvenciát jellemző mutatók, valamint a makrogazdasági változók együttes alkalmazása mellett érveltek az államcsőd előrejelzésében. *Reinhart–Rogoff* (2011) gyakorlatilag teljes körű gazdaságtörténeti felmérés alapján jutottak arra a következtetésre, hogy az egyes országokban lezajló bankválságok gyakran vezetnek szuverén adósságválsághoz, elsősorban a pénzügyi rendszer megmentését szolgáló nagyvolumenű költségvetési terhek következtében.

Kaminsky–Vega-Garcia (2016) úgy vélték, hogy az államadósságok nem teljesítésének legfőbb okai a külső sokkok fertőző hatása, különösen a szisztematikus, egyszerre több országot érintő adósságválságok esetén. *Sturzenegger–Zettelmeyer* (2006) szintén a külső tényezőket találták meghatározónak, különösen a romló külkereskedelmi cserearányt, a tőkebefektető országokban lezajló recessziót, a növekvő külső finanszírozási költségeket, valamint olyan nagyobb országban bekövetkező válságot, amely megfertőzi a pénzpiacokat és a külkereskedelmet. *Reinhart–Reinhart–Trebesch* (2016) is a külső függőséget tekintette a súlyos adósságproblémák legfőbb okának, több olyan ország tapasztalatai alapján, amelyek már többször kerültek államcsődbe. A szerzők egyúttal arra is rámutattak, hogy a nemzetközi tőkeáramlás és az árupiacok összeomlása erős magyarázó változója az államcsődnek.

Van Rijckeghem–di Mauro (2009) arra mutattak rá, hogy az egyes országok korábbi default és átstrukturálási története meghatározó tényezője az államcsőd bekövetkezésének. A szerzők megállapították, hogy amelyik országok korábban nem mentek csődbe, kevésbé szembesülnek államadósság teljesítési problémákkal.

Az államcsőd piaci alapú előrejelzésében elsősorban a szuverén CDS felárak magyarázó változói relevánsak. *Duyvesteyn–Martens* (2012) az árfolyam volatilitást, *Cruces–Trebesch* (2013) a korábbi átstrukturálásokat, *Augustin* (2018) a hozamgörbék lejárat szerinti strukturáját találta szignifikánsnak a szuverén CDS felárak előrejelzésére, ezáltal közvetetten az államcsőd előrejelzésére.

A fenti megállapításokat összefoglalva, az államcsődöknek számos potenciális oka azonosítható, amelyek megfelelően definiálhatók, mérhetők és modellezhetők. A szakirodalom alapján feltárt tényezők a következőképpen csoportosíthatók:

1. Makrogazdasági-pénzügyi tényezők

- klasszikus makrogazdasági változók
- adósságszolgálati és likviditási mutatók
- monetáris politikai tényezők

- közpénzügyek
 - külgazdasági és külső finanszírozási mutatók
2. Politikai tényezők
 - intézményi környezet
 - politikai berendezkedés és stabilitás
 - biztonságpolitikai kockázatok
 3. Piaci tényezők
 - hozamgörbék
 - árfolyam volatilitások
 4. Rendszerszintű kockázatok
 - más válságok fertőző hatása
 - pénzügyi rendszert érintő kockázatok
 - kockázatos országcsoportba való tartozás
 5. Default történet
 - korábbi átstrukturálási és nemfizetési tapasztalatok

A fenti tényezőket jól tömöríti a szuverén hitelminősítés mint komplex változó, illetve annak változása, amely rendkívül széles körű változókat foglal magába. Tekintettel arra, hogy a szuverén rating egyik lehetséges esete az államcsődöt jelentő default, a szuverén ratinget magyarázó változóként és célváltozóként egyaránt alkalmazzák az államcsőd előrejelzés területén.

1.3. Aktuális kutatási problémák és a megfogalmazott hipotézisek

Az államcsőd előrejelzés szakirodalmában népszerű kutatási témát képviselnek a szuverén defaulttal kapcsolatban alkotott elméleti modellek, az államadósság válságokat okozó tényezők vizsgálatával kapcsolatos empirikus tanulmányok, a különböző módszertanokkal készített államcsőd előrejelző modellek előrejelző képességének összehasonlítása, a szuverén CDS felárak meghatározása, valamint különböző rating rendszerek megbízhatósága.

Az államcsőd előrejelzés mint kutatási terület utóbbi években bekövetkezett tovább növekvő relevanciáját az is megerősítette, hogy egyre több átfogó review készült a korábban publikált tanulmányok eredményeinek szintetizálására.

2020-ban a világ a COVID-19 világjárvány pénzügyi és gazdasági hatásaival szembesült. Szinte minden ország azon dolgozik, hogy miként tud a második világháború óta legjelentősebb monetáris és fiskális ösztönzést adni a gazdaságnak, ezáltal biztosítva a válságból való kilábalást. Tanúi lehetünk annak, hogy számos országban romló tendenciát írnak le azok a makrogazdasági-pénzügyi mutatók, amelyek igazoltan összefüggésben állnak az államcsőd bekövetkezési valószínűségével.

Az értekezés további módszertani és empirikus fejezeteit három hipotézis megfogalmazása és vizsgálata támogatja.

H1: Az államcsőd előrejelzés is bejárta azt a módszertani és empirikus fejlődési utat, mint a vállalati- és a bankcsőd előrejelzés.

A többváltozós statisztikai alapokon nyugvó vállalati csődelőrejelzés az 1960-as évektől (*Kristóf–Virág, 2020*), a bankcsőd előrejelzés az 1970-es évektől (*Kristóf, 2020*) alakult ki, amelyek ezt követően mintegy 50 éves fejlődéstörténetet értek el. A kezdeti kismintás, lineáris, paraméteres statisztikai modelleket először kiegészítették, majd felváltották a korszerű, nemparaméteres, mesterséges intelligencián, gépi tanuláson alapuló eljárások, amelyek jelenleg is jelentős fejlődés alatt állnak. Tekintettel arra, hogy a többváltozós államcsőd előrejelzés iránti igény megjelenése hozzávetőlegesen egybeesett a vállalati- és a bankcsőd előrejelzésével, a rendelkezésre álló módszertanok pedig ugyanazok, okkal feltételezhető, hogy az államcsőd előrejelzés is bejárta ugyanazt a módszertani és empirikus fejlődési utat.

H2: Az államcsőd előrejelzés területén az egyszerűbb felépítésű modellek jobb előrejelző képességgel rendelkeznek, mint a bonyolultabbak.

Különös tekintettel arra, hogy globális szinten lényegesen kevesebb ország van, mint vállalat vagy bank, még hosszú idősorok rendelkezésre állása esetén is elkerülhetetlen az államcsőd előrejelzésben a szűkebb megfigyelési és default elemszám. Magyarázó változóból ugyanakkor nincs kevesebb az államcsőd előrejelzése esetén, ami azzal a következménnyel járhat, hogy a változoselektció és a modelltesztelés nem kellő

gondossággal történő elvégzése túltanuláshoz, a modellezési adatbázisra történő specializálódáshoz vezethet, új megfigyeléseken romló eredményességű modell alkalmazással. Ezt a problémát hivatott kiküszöbölni az egyszerűbb modell design, amely a várakozások szerint jobb előrejelző képességgel rendelkezik, mint a bonyolultabb modellek, amelyek a tényadatokat magyarázhatják jobb illeszkedéssel.

H3: Stresszelt Markov láncsal megfelelően kezelhető a COVID-19 válsághatás az államcsőd előrejelzés területén.

A COVID-19 válság államcsődre gyakorolt hatásáról nem rendelkezünk tényadatokkal. Korábbi válságtapasztalatok azt mutatják, hogy az államcsődök az egyes országok leminősítésének megkezdését követő 2-3 év után jelentkeznek. A folytonos, nem homogén Markov lánc, az időben függő generátor mátrix paraméterezésén keresztül, kellő rugalmassággal rendelkezik ahhoz, hogy a rating állapotváltozások válsághatást kifejező, stresszelt célállapotokhoz kerüljenek interpolálásra, ezáltal az államcsőd valószínűség előrejelző modellbe megfelelő szinten beépíthető a válsághatás.

2. Az államcsőd előrejelzés módszertana és korábbi empirikus vizsgálata

Az elméleti megközelítések és a korábbi államcsőd tapasztalatok alapján jól körvonalazhatók azok a tényezők, amelyek államcsődöt magyarázó változóként alkalmazhatók, ezzel egyidejűleg többféle államcsőd bekövetkezési események is azonosíthatók, amelyek modellezési célváltozóként alkalmazhatók empirikus vizsgálatban (vö. az 1.2. alfejezet összefoglaló megállapításai).

Az értekezés fejlődéstörténeti megközelítésben igyekszik az államcsőd előrejelzésre alkalmazott többváltozós adatelemzési módszertant feltérképezni, és korábbi empirikus eredményekkel alátámasztva az egyes módszertanok alkalmasságát igazolni. Az értekezésnek nem tárgya az országkockázat elemzésre és szuverén minősítésre a gyakorlatban széles körben alkalmazott szakértői rating rendszerek bemutatása. Az értekezésnek szintén nem célja az egyes államcsődök országspecifikus kvalitatív elemzését célzó esettanulmányok értékelése, akárcsak a témában született elméleti makroökonómiai modellek ismertetése.

A többváltozós statisztikai alapú államcsőd előrejelzés gyökerei az 1960-as évekre nyúlnak vissza, amikor a Világbank munkatársai, *Avramovic et al.* (1964) szisztematikus elemzés alá vonták azokat a tényezőket, amelyek különböző országok folyó fizetési mérlegére hatással vannak, és ezen keresztül meghatározhatják az egyes országok külső államadósság visszafizetési képességét. A szerzők azt állapították meg, hogy rövid és hosszú távú indikátorok kombinációja szükséges a szuverén entitások adósságszolgálat teljesítőképességének megítélésére, amelyek az export volumennövekedés, az exportarányos adósságszolgálat, az importarányos devizatartalékok, a GDP növekedés, a GDP arányos beruházás, a GDP arányos export, valamint a fogyasztói árnövekedés voltak.

Az 1960-as éveket követően számos kvantitatív módszert alkalmaztak a szuverén csőd kockázat modellezésére és az államcsőd valószínűség számszerűsítésére. A többváltozós statisztikai módszereken és a sztochasztikus folyamatokon alapuló államcsőd előrejelzés napjainkra 50 éves fejlődéstörténetet tud felmutatni. A fejlődéstörténeti elemzés alapján megállapítható, hogy az alkalmazott kvantitatív módszertanok többszörösen igazolva alkalmasnak bizonyultak az egyes szuverén entitások makrogazdasági változóinak, politikai tényezőknek és piaci indikátorainak felhasználásával kapcsolatot teremteni és megbízható empirikus modellek segítségével előrejelzést adni az államcsődöt kifejező célváltozó bekövetkezésére, illetve annak bekövetkezési valószínűségére.

Az államcsőd előrejelzés 50 éves fejlődéstörténetét 50, érdemi tudományos eredményt elért empirikus tanulmányon keresztül mutatom be. Fejlődéstörténeti jelentőségű tanulmányok azokat a publikációkat tekintetem, amelyek magas reputációjú folyóiratokban kerültek publikálásra és/vagy jelentős idézettséget értek el, a legújabb modellek tekintetében, pedig amelyeket saját (elsősorban vállalati és bankcsőd előrejelzés területén szerzett) tapasztalataim alapján kiemelkedő tudományos eredménynek értékeltem. Az államcsőd előrejelzésre alkalmazott módszertanokat azok első alkalmazásának időbeni sorrendjében mutatom be, módszertan-családonként csoportosítva.

Az értekezésnek egyrészt terjedelmi okokból, másrészt a széles körben rendelkezésre álló módszertani tanulmányok következtében nem célja az egyes módszertanok alkalmazási feltételeinek és tulajdonságainak részletes bemutatása. Az alkalmazott módszertanok leírását megfelelő mélységben tartalmazzák az empirikus modellekre hivatkozott publikációk.

A fejlődéstörténeti elemzés végigkíséri azt a fejlődési utat, amely az egyszerűbb, kismintán alapuló lineáris modellel kezdődött és napjaink legkorszerűbb, gyakorlatilag teljes gazdaságtörténetet felölelő adatbázisokon alkalmazott gépi tanulási eljárásokon csúcsosodott ki. Az alkalmazott eljárások az alábbi módszertan-családokba csoportosíthatók:

- Többváltozós klasszifikációs módszertanok;
- Strukturális megközelítések;
- Rating alapú megközelítések.

2.1. Többváltozós klasszifikációs módszertanok

A többváltozós klasszifikációs módszertanok között megkülönböztetjük az államcsőd előrejelzés fejlődéstörténetének többnyire első időszakában alkalmazott klasszikus paraméteres statisztikai módszereket, valamint a fejlődéstörténet közepétől megjelent, napjainkra elterjedt nemparaméteres és a gépi tanuláson alapuló módszereket.

2.1.1. Hagyományos klasszifikációs módszerek

A hagyományos klasszifikációs, paraméteres módszertanok közül az alábbi technikák alkalmazása tekinthető az államcsőd előrejelzés területén fejlődéstörténeti jelentőségűnek:

- Diszkriminanciaanalízis (DA);
- Logisztikus regresszió elemzés (logit);
- Probit és tobit elemzés.

A következő alfejezetek időbeli sorrendben átfogóan értékelik a fenti módszertanokkal készített és publikált jelentősebb empirikus modelleket.

2.1.1.1. Diszkriminanciaanalízis

A klasszifikációs módszertanok tekintetében az első államcsőd előrejelző modellt *Frank–Cline* (1971) készítette és publikálta többváltozós DA alkalmazásával. A szerzők modellezési célváltozónak az 1960-1968. közötti időszakban bekövetkezett államadósság átstrukturálást alkalmazták. A 145 elemű modellezési adatbázisban 13 megfigyelés volt átstrukturált és 132 nem átstrukturált. Legjobb diszkrimináló erővel az adósságszolgálati ráta, az importfedezettségi mutató és az adósságarányos amortizáció rendelkezett. A háromváltozós modell a 13 átstrukturálásból 10-et talált el helyesen.

Az első modell sikerét követően a DA-t szélesebb körben kezdték el alkalmazni államcsőd előrejelzésre. A publikált empirikus tanulmányok közül kiemelendő *Grinols* (1976) hosszabb, 1961-1974. közötti időszakot felölelő, szélesebb körű változókat alkalmazó, az adósságszolgálat teljesítési nehézségre mint célváltozóra felépített ötváltozós modellje, amely az első modellnél 50%-kal alacsonyabb elsőfajú hibát ért el.

Sargen (1977) az 1960-1975. közötti időszakra készített kétváltozós DA modellt, amelyet a szuverén adósság átütemezésre optimalizált az inflációs ráta és az adósságszolgálat exporthoz viszonyított arányának felhasználásával. *Saini–Bates* (1978) szintén átstrukturálásra, számos külső eladósodottságot kifejező proxy-változóval, az 1960-1977. közötti időszakra épített négyváltozós DA és logit modellt. *Taffler–Abassi* (1984) a fejlődő országok 1967-1978. közötti adatbázisára készített négyváltozós DA modellt. Az eredményeket 1979. évi adatokon tesztelte.

Burton–Inoue (1987) a korábbi publikációktól eltérően a külföldi befektetők vagyónának kisajátítását alkalmazta modellezési célváltozónak, 1968-1977. közötti megfigyelési időszakra, hétváltozós DA modellt építve. Szignifikáns modellváltozónak bizonyult az egy főre jutó külföldi tőkebeáramlás, az egy főre jutó külföldi segély, a politikai instabilitás, az államháztartási hiány, a GDP növekedés, az infláció és az egy főre jutó GNP. A tanulmány igazolta, hogy a jövedelmi szintre és a régióra képzett dummy változók javítják a modell előrejelző erejét.

Az 1987-es tanulmány megjelenését követő időszak tapasztalatai alapján megállapítható, hogy a szakirodalomban és a gyakorlatban a DA szerepét átvették a következő alfejezetekben bemutatott fejlettebb, magasabb klasszifikációs erőt mutató, kevésbé szigorú alkalmazási feltételeket támaztó módszertanok, amelynek következményeként 1987 után gyakorlatilag eltűntek a DA alapú államcsőd előrejelző modellek. Számos összehasonlító elemzés benchmark modellként még alkalmazta a DA-t, de a módszertan – a vizsgált tanulmányok közül egy kivételével, amely nagyon alacsony default elemszámmal rendelkezett, ezáltal általános következtetés levonására nem alkalmas – általában gyengébb klasszifikációs erőt tudott felmutatni.

2.1.1.2. Logisztikus regresszió elemzés

Az 1970-es évek végétől – a vállalati- és a bankcsőd előrejelzéshez hasonlóan – az államcsőd előrejelzésben is megjelentek az első logit modellek, amelyek a DA-val ellentétben nem támasztottak a modellezési adatbázissal szemben szigorú normalitási és szóródási feltételeket.

Az első államcsőd előrejelző logit modellt *Feder–Just* (1977) dolgozta ki. A 238 elemű modellezési adatbázison belül 21 volt átstrukturált az 1965-1972. között vizsgált időszakon. A hatváltozós logit modell az exportarányos adósságszolgálati rátából, az importfedezettségi mutatóból, az adósságarányos amortizációból, az egy főre jutó GNP-ből, a tőkebeáramlás adósságszolgálatához viszonyított arányából és a reál exportnövekedési indexből tevődött össze. A logit modell teljesítménye meghaladta valamennyi korábban publikált modellét.

A U.S. Eximbank megbízásából *Mayo–Barret* (1978) épített logit modellt 1960-1975. közötti adatok felhasználásával, célváltozónak az adósságszolgálati nehézségeket tekintve. A hatváltozós modell előrejelzési időhorizontja 5 év volt, amely a korábbi modelleknél hosszabb távú előrejelzést tett lehetővé.

Feder–Just–Ross (1981) a Világbank adatbázisán dolgozott ki államcsőd előrejelző logit modellt, 1965-1976. közötti adatok felhasználásával, célváltozónak az államadósság átstrukturálást figyelembe véve. Az 580 megfigyelésből 40 volt átstrukturált. A hat makrogazdasági változóra felépített modellt az 1977-1978. közötti előrejelzési időszakon különböző cut-off értékek mentén értékelték, amelynek révén jelentősen eltérő elsőfajú és másodfajú hibaarányt tapasztaltak, és összességében megfelelő előrejelzési pontosságot értek el.

Citron–Nickelsburg (1987) makrogazdasági és politikai változók felhasználásával készített kétváltozós logit modellt 1960-1983. közötti megfigyeléseken, csödeseménynek az államadósság átstrukturálást tekintve. A kétváltozós modell meglepően jó eredményt mutatott, amely felhívta a figyelmet az államcsőd előrejelzés területén egyszerűbb, de hatékonyabb modellek térnyerésére.

Oral et al. (1992) általánosított logit modellt (G-logit) alkalmazott a szuverén hitelminősítések és politikai-gazdasági indikátorok közötti összefüggések modellezésére 70 ország 1982-1987. közötti megfigyelésein. A klasszifikációs teljesítményt összehasonlították a döntési fákkal és a hagyományos logit elemzéssel, amelynek eredményeképpen a G-logit modell érte el a legjobb klasszifikációs erőt.

Sommerville–Taffler (1995) a szuverén hitelezést folytató banki döntéshozók országkockázatról alkotott véleményét hasonlították össze a logit modell eredményeivel. A bankári értékelést az Institutional Investor szuverén ratingjével azonosították, a célváltozó a külső adósságszolgálatban bekövetkezett késedelem volt, a vizsgált időszak 1979-1989 volt. A szerzők azt tapasztalták, hogy a bankárok túlzottan pesszimisták a kevésbé fejlett országok kockázatosága tekintetében. A logit modell teljesítménye meghaladta a bankári értékelését.

Ciarlone–Trebesch (2005) a korábbi bináris megközelítéssel ellentétben multinomiális logit modellt dolgozott ki, három lehetséges bekövetkezésre (nyugodt időszak, válság előtti időszak és válságból kilábalási időszak), és három éves előrejelzési időhorizontra vonatkozóan dummy változókkal jelölve az egyes célváltozó-kombinációkat. Az 1980-2002. közötti megfigyelésekre kidolgozott modell besorolási pontossága 78% volt.

Fuertes–Kalotychou (2006) 96 fejlődő ország 1983-2002. közötti adatbázisán vizsgálta az államcsőd előrejelzés keretében az adathiányos megfigyeléseket, valamint az adatok regionális és időbeni heterogenitását többféle logit modellel. A következtetés-alapú kritériumrendszer és a paraméterek plauzibilitásának megteremtése komplex modell alkalmazását indokolta a tényadatok minél megbízhatóbb magyarázata során. A mintán

kívüli időszakra készített előrejelzésnél azonban az egyszerűbb, poolozott változókra épített logit modell teljesítménye meghaladta a komplexét.

Fuertes–Kalotychou (2007b) a k-közép klaszterelemzést kombinálta a logittal. 1984-1995. közötti időszak adatain modelleztek, az eredményeket 1996-2000. közötti adatokon tesztelték. A célváltozó az államadósság fizetési késedelem és az átstrukturálás volt. A kombinált modell besorolási pontossága 89% volt.

Kaminsky–Vega-Garcia (2016) latin-amerikai országok szuverén default eseményeit vizsgálta minden korábbi publikációnál hosszabb, 1800-1960. közötti historikus időszakon, amely számos gazdaságtörténeti válságidőszakot is magába foglalt. A szisztematikus és a sajátos válságokat megkülönböztetve a szerzők két logit modellt építettek. A default időszak hosszát a Cox-féle hazard modellel becsülték.

Az államcsőd előrejelzés területén hasznos változótranszformációt dolgozott ki *Kaminsky–Lizondo–Reinhart* (1998) a Noise-To-Signal (NTS) megközelítés segítségével. Felismerve, hogy a válságokat megelőzően több változó a megszokottól eltérően viselkedik, kategorizálták azokat a változókat, amelyek bizonyos küszöbértéket meghaladtak a változó mintabeli eloszlásának különböző percentilis értékein mérve.

Az NTS alapú korai figyelmeztető jelölőket ezt követően szélesebb körben alkalmazták, amelyek közül kiemelendő *Dawood–Horsewood–Strobel* (2017) tanulmánya, amely 38 ország 1980-2012. közötti adatain dinamikus rekurzív technikával állította elő szuverén adósságválságokra alkalmazható figyelmeztető jeleket, és épített több logit modellt. Hasonló módszertant követett *Wijayanti–Rachmanira* (2020) államadósság válságokra kidolgozott NTS alapú logit modellje, 43 fejlődő ország 1960-2017. közötti adatainak felhasználásával.

A fentiek alapján megállapítható, hogy napjainkban is széles körben alkalmazzák a logitot államcsőd előrejelzésre, akár benchmark modellként, akár önálló módszertanként. A logit népszerűsége töretlen maradt, annak ellenére, hogy a legutóbbi években számos empirikus vizsgálat mutatott rá, hogy a gépi tanulási eljárásokkal jobb besorolási pontosságot lehet elérni.

2.1.1.3. Probit és tobit elemzés

A probit elemzést első alkalommal *Kharas* (1984) alkalmazta államcsőd előrejelzésre. A szerző a fejlődő országok hosszú távú hitelképességét vizsgálta 1965-1976. közötti időszakra, a tőkefelhalmozás és a külső adósság viszonyára koncentrálva. A probit

modellben az államadósság átstrukturálás valószínűségét az adósságszolgálat tőkéhez viszonyított hányada, a nettó beáramlások tőkéhez viszonyított hányada, a beruházási ráta és a jövedelmi szint magyarázta.

Szintén probit alapú államcsőd előrejelző modellt dolgozott ki *Balkan* (1992), nyolcváltozós modell keretében, 1971-1984. közötti időszaki megfigyelésekre, célváltozónak a szuverén adósságátütemezést figyelembe véve.

De Bondt–Winder (1996) fejlődő országok hitelképességét vizsgálta 1983-1993. közötti időszak adatainak felhasználásával. A probit modell célváltozója az államadósság teljesítésben beállt fizetési hátralék volt. A magyarázó változók körét a klasszikus makrogazdasági-pénzügyi mutatókon kívül kibővítették politikai és globális környezeti változókkal, amelyek magas rangkorrelációt mutattak a nemzetközi rating ügynökségek modellváltozóival. A probit modell összességében jól jelezte előre a vizsgált országok hitelképességében bekövetkezett pozitív és negatív változásokat.

A probit vonatkozásában kiemelkedő *Reinhart* (2002) publikációja, amely a devizaválsággal és a szuverén default eseménnyel azonosította az államcsődöt, 1970-1999. közötti adatbázison. A szignifikáns modellváltozók a korábban tapasztaltaktól eltérően a reálárfolyam, a részvénytőke hozam, az exportvolumen, az M2 tartalék, a folyó fizetési mérleg egyenlege, valamint az államháztartási hiány voltak.

Szetela–Mente–Brożyna (2016) probit, logit és DA modellt épített 46 európai ország 1980-2012. közötti adatainak felhasználásával. A célváltozó a szuverén default és az államadósság átstrukturálás volt. Tekintettel arra, hogy Európában a csődesemény ritka (az 1.178 megfigyelésből mindösszesen 27 volt default), az eredményeket óvatosan kell értékelni. Az eredmények meglepők voltak abban az értelemben, hogy másodfajú hiba tekintetében a probit és a logit valamennyi előrejelzési időhorizonton felülmúlta a DA-t, de elsőfajú hiba tekintetében a DA modell mutatta fel a jobb teljesítményt.

A tobit elemzést államcsőd előrejelzésre először *Lloyd-Ellis–McKenzie–Thomas* (1990) alkalmazta 1977-1985. közötti időszakon, szuverén átstrukturálást és annak időbeli lefutását vizsgálva. Hasonlóképpen járt el *Lanoie–Lemarbre* (1996), az 1989-1990. közötti időszakra kifejlesztett tobit modellel. *Gür* (2001) kétszintű tobit modellt fejlesztett ki 1986-1998. közötti adatbázisra, szintén az államadósság átstrukturálást alkalmazva, különös figyelmet fordítva az ázsiai válság előrejelezhetőségére. A modellezett eredményeket összevetették az S&P és a Moody's ratingekkel.

Összességében megállapítható, hogy a probit és a tobit eljárást ugyan ritkábban alkalmazzák a szakirodalomban és a gyakorlatban, mint a logitot, de a módszertanok fejlődéstörténeti jelentőségük, és van létjogosultságuk az államcsőd előrejelzésben.

2.1.2. Nemparaméteres és gépi tanulási módszerek

A nemparaméteres és a gépi tanulási klasszifikációs módszertanok közül az alábbi technikák alkalmazása tekinthető az államcsőd előrejelzés területén fejlődéstörténeti jelentőségűnek:

- Döntési fák (különösen a CART és a C4.5 típusú döntési fák)
- Neurális hálók (NN)
- Support Vector Machine (SVM)
- Random Forest (RF)
- Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO)
- Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS)
- Extremely Randomized Trees (ERT)

2.1.2.1. Döntési fák

Az első döntési fa alapú államcsőd előrejelző modellt *Cosset–Roy* (1988) dolgozták ki Classification and Regression Trees (CART) regressziós fa alkalmazásával, 1983-1985. közötti megfigyeléseken. A célváltozó a szuverén hitelminősítés volt. A modellváltozók a devizaárfolyam változás, az inflációs ráta és a csecsemőhalandósági arányszám voltak. Az eredmények rávilágítottak arra, hogy a regressziós fák a korábbi technikáknál hatékonyabban ragadják meg az adathalmaz rejtett összefüggéseit, és kezelik a multikollinearitást.

A szakterület fejlődésére jelentős hatást gyakorolt *Manasse–Roubini–Schimmelpfennig* (2003) szintén CART regressziós fákon alapuló tanulmánya, amely az államadósság válságokra igyekezett igazoltan hatékony korai figyelmeztető jeleket azonosítani. Az 1970-2002. közötti időszakban 1.276 megfigyelést vizsgáltak, amelynek során 54 államcsőd

eseményt azonosították. A modellezési célváltozót az S&P default definíciójával és az IMF nem-koncesszionális hitellimit 100% feletti értékével azonosították. Benchmarkként logit modellt építettek. A hatszintű regressziós fa 89%-os besorolási pontosságot ért el, szemben a logit 74%-os teljesítményével.

Hat évvel később *Manasse–Roubini* (2009) szintén a CART eljárással vizsgálták meg azokat a makrogazdasági, pénzügyi és politikai tényezőket, amelyek a szuverén adósságválságokat magyarázzák. Az 50 változót a döntési fákkal 10-re szűkítették, majd hüvelykujjszabályok tárházát dolgozták ki a csődbe jutó országok tulajdonságainak minél jobb felismerésére. Megállapították, hogy nem minden válság egyforma, és azok élesen elkülöníthetők fizetéképtelenség, likviditáshiány és makrogazdasági kockázatok mentén. A döntési fákkal olyan tényezőcsoportokat is azonosítottak, amelyekkel viszonylagos kockázatmentes zóna azonosítható (49,7% alatti GDP arányos külső adósság, 130% alatti rövid lejáratú adósság a tartalékokhoz viszonyítva, 214% alatti külső államadósság az államháztartás bevételeihez viszonyítva, 48% alatti deviza túlértékeltség).

Savona–Vezzoli (2015) igyekeztek a legjobb kompromisszumot megtalálni a mintán belüli legjobb illeszkedés és a mintán kívüli előrejelző képesség között. A szerzők a regressziós fákon alapuló empirikus vizsgálatukat 1975-2010. közötti fejlődő országok adatain hajtották végre, kiegészítve Görögországgal, Írországgal, Portugáliával és Spanyolországgal. A közelgő csődveszélyt előre definiált változók bizonyos küszöbértékeinek meghaladásával jelölték. A modell klasszifikációs ereje szignifikánsan meghaladta a benchmark módszertannal (NTS, logit) fejlesztett modellekét. A legerősebb változónak a rövid távú túlzott eladósodottság, a default történet, a reál GDP növekedés és az USA kamatlábak bizonyultak.

Alaminos et al. (2019) fuzzy C4.5 döntési fákat alkalmaztak a szuverén adósságválságok előrejelzésére 1970-2017. közötti adatok felhasználásával, 30 változót vizsgálva, az eredményeket tízszeres keresztvalidációval visszamérve. A globális modell ROC görbe alatti területe 94% volt, ami nagyon jó előrejelző erőt jelent.

Összességében a döntési fákról megállapítható, hogy az államcsőd előrejelzés területén is betöltötték fejlődéstörténeti szerepüket. Mára azonban a kor követelményeinek megfelelően a klasszikus, statikus döntési fák átalakultak a legkorszerűbb gépi tanulási módszertant képviselő, a későbbiekben ismertetett véletlen erdőre és a szélsőségesen randomizált fákra.

2.1.2.2. Neurális hálók

Az első NN alapú államcsőd előrejelző modellt *Cosset–Roy* (1994) publikálták 76 ország 1983-1985. közötti adataira építve. Az eredményeket a logittal vetették össze, az előrejelzést 1986-ra készítették. Az importarányos tartalékot, az exportarányos nettó külső adósságot, az egy főre jutó GNP-t, a GNP arányos folyó fizetési mérleget, a beruházási hajlandóságot, az export változást és a politikai instabilitást modellváltozóként alkalmazva az NN modell a logitnál pontosabban képes volt előrejelezni a szuverén default-ot.

Hasonló NN modellt fejlesztett 1988. évi keresztmetszeti adatokon *Chattopadhyay* (1997), amelynek a célváltozója az USA közvetlen befektetések nettó pozícióváltozása volt.

Komparatív analízis keretében vizsgálta *Cooper* (1999) a backpropagation NN teljesítményét 1960-1982. közötti adatbázison, 1983-ra előrejelzést készítve, az eredményeket összehasonlítva a DA, a logit és a probit analízissel. A modellezési célváltozó az államadósság átstrukturálás volt. A szerző a neurális hálók fölényét igazolta a klasszifikációs teljesítmény tekintetében (90% besorolási pontosság, szemben a logit és a probit 85%-os, illetve a DA 80%-os teljesítményével), ezáltal egyértelműen javasolta további alkalmazásra.

Yim–Mitchell (2005) a 2002. évi szuverén hitelminősítés változását igyekezett előrejelezni backpropagation NN-el, illetve hibrid NN-el, benchmarkként az eredményeket összevetve a DA, a logit és a probit analízisével. A hibrid hálót a statisztikai modellek által kiválasztott változók és outputok, valamint és a hagyományos NN outputjainak integrálásával alakították ki, amelyeket a Ward-klaszterelemzéssel és önszerveződő térképekkel (Self Organizing Maps – SOM) is kombináltak. A legerősebb modellváltozó a politikai kockázat volt. A legjobb hibrid modell végül az NN-logit-probit kombinációból adódott, amely tökéletes előrejelzési eredményt adott a tesztelő mintán.

A legutóbbi pénzügyi válság alatt különösen fontossá vált az államcsőd lehető leghamarabb történő felismerése. *Fioramanti* (2008) 1980-2004. közötti, fejlődő országok adósságválságait vizsgálva dolgozott ki NN alapú korai figyelmeztető modellt. A szerző kiemelte az NN modell magas rugalmasságát és a nemlineáris összefüggések approximációs képességét, amelynek köszönhetően a NN képes volt felülmúlni a korábbi módszertanok teljesítményét.

Frascaroli–Silva–Filho (2009) Resilient-Propagation neurális hálókkal (RBPRO-NN) igyekezett rekonstruálni a szuverén rating besorolásokat, 1975-2005. közötti makrogazdasági adatok felhasználásával. Modelljüket több scenárióban kipróbálták a

brazil gazdaságon, amellyel pontos előrejelzést tudtak adni, hogy mely mutatókban szükséges az országnak javulnia ahhoz, hogy kedvezőbb hitelminősítést kaphasson.

Zhou–Wang (2019) deep-learning dinamikus neurális hálókkal (D-NN) kísérletezett 183 ország 1970-2015. közötti adatbázisán. A célváltozót a szuverén default eseményből, az IMF speciális finanszírozási besorolásából, az implicit belföldi súlyos államadósságból és a piaci bizalomvesztésből képezték. A túltanulásra is gondosan ügyelve, modelljükkel közel tökéletes előrejelzési eredményt értek el.

Összességében megállapítható, hogy a neurális hálók népszerűsége napjainkban töretlen az államcsőd előrejelzés területén is, amely számottevő önálló modellben, folyamatosan fejlődő tanuló algoritmusokban és benchmarkként történő alkalmazásban egyaránt megnyilvánul.

2.1.2.3. A legkorszerűbb gépi tanulási eljárások

A megbízható, hatékony államcsőd előrejelző modellek kidolgozása iránti igény a 2010-es évektől tovább erősödött, különösen abból kifolyólag, hogy a 2008 előtti modellek többsége képtelen volt előrejelezni a 2008-2009-es globális válság súlyosságát és időtartamát (*Candelon–Dumitrescu–Hurlin*, 2014). A szakirodalomban számos továbbfejlesztett ökonometriai modell jelent meg, kifejezetten mintán kívüli jövőbeni időszakok előrejelzési eredményjavítási céllal, egyúttal számos kritika érte a korábbi modellek alkalmazhatóságát.

A fentiek következtében a 2010-es évek közepétől egyértelműen teret nyertek a legkorszerűbb mesterséges intelligencián alapuló gépi tanulási eljárások az államcsőd előrejelzés területén is, amelyek kreatív kombinálása és folyamatos továbbfejlesztése jelenti napjaink egyik legfontosabb kutatási kihívását a szakterületen.

Pisula (2017) 133 ország 1980-2014. közötti megfigyelt adatain kísérletezett különböző metamódszerekkel támogatott gépi tanulási eljárásokkal, makrogazdasági és pénzügyi mutatók felhasználásával, háromszoros keresztvalidációval, célváltozónak az államadósság teljesítési nehézséget alkalmazva. Az előrejelzési időhorizont 3 év volt. Kiegyensúlyozott mintát megteremtve, a 2.562 megfigyelésből 1.281 volt default-os. A szerző a stacking metamódszert az NN-el, SVM-el, G-Logittal és a MARS-sal, a bagging metamódszert az RF-fel, a boosting metamódszert a CART döntési fákkal kombinálta. A legjobb előrejelzési pontosságot (97% ROC görbe alatti terület) az adaboost eljárással támogatott CART modell

erte el, amelyet az RF követett 96%-os modelteljesítménnyel. A többi modell teljesítménye jelentősen elmaradt ezen kiemelt modellekétől.

Huang–Seth (2017) az IMF-től gyűjtött 1.200 elemű kiegyensúlyozatlan mintán, főkomponenselemzéssel előkészített adatbázison, tízszeres keresztvalidáció alkalmazásával épített államcsőd modelleket NN-nel, SVM-mel, RF-fel és logittal. Legjobb eredményt (91% találati arány) az RF modell mutatta, amelyet 89%-kal az SVM, 88%-kal az NN és 87%-kal a logit követett.

Nyman–Ormerod (2018) makrogazdasági változók és piaci indikátorok segítségével, RF alkalmazásával jeleztek előre gazdasági válságokat, a lehető legjobban ex ante előállítva előrejelzési helyzeteket, megfelelően kezelve a nemlinearitásokat. A bagging eljárással 100 döntési fát építettek, 1970-2010. közötti adatbázis felhasználásával, többféle megközelítéssel kísérletezve, visszamenőlegesen több időszakot is előrejelezve, amelyeknek átlagolták az eredményét. Az RF képesnek bizonyult előrejelezni a 2009. elején bekövetkezett válságot 18 hónappal korábbi adatokból, és nem jelzett előre egyetlen esetben sem olyan időszakra válságot, amikor az ténylegesen nem következett be.

da Silva–do Rêgo–Frascaroli (2019) a szuverén rating besorolásokat igyekeztek gépi tanulási eljárással reprodukálni 137 ország 1958-2017. közötti megfigyelt éveit alapján. A szerzők az adatbázis klaszterezését és főkomponenselemzéssel történő redukcióját követően RF modellt építettek, amelyet tovább finomítottak a válsághatások tesztelésével. A RF modell 98%-os találati arányt ért el.

Lucia–Balduzzi–Savona (2019) a szuverén CDS felárak viselkedését vizsgálták 2009-2013. között, különböző fordulópontokat azonosítva. A CDS felárak időfüggő viselkedését valós idejű, országspecifikus makrogazdasági változókkal és piaci indikátorokkal magyarázták, amelyre a LASSO gépi tanulási eljárást alkalmazták. A szerzők szerint a fundamentumok jelentősége a válságok kitörésénél lényegesen visszaesik, mivel számos piac pánikol, és egyes országokat eleve büntetnek, azok vélt vagy valós sérülékenysége miatt.

Bluwstein et al. (2020) 17 ország minden korábbinál hosszabb, 1870-2016. közötti időszak megfigyeléseire építettek pénzügyi válság előrejelző modelleket, gépi tanulási eljárások alkalmazásával, makrogazdasági, pénzügyi és piaci indikátorok felhasználásával. A célváltozó szempontjából a 2.499 megfigyelésből 90 volt válságos és 2.409 nem válságos. A pénzügyi válságot az adott ország bankrendszerében bekövetkezett válságindikátorokkal azonosították. A benchmark logit és CART döntési fa modellek mellett a szerzők a gépi tanulási módszercsaládból az RF-et, az ERT-t, az SVM-et és az NN-t alkalmazták. A gépi

tanulási módszerek fekete doboz problémáját Shapley-regresszióval orvosolták, amelynek révén a modellváltozók hozzáadott értéke megállapítható volt. Valamennyi modell hasonló változókat talált relevánsnak a pénzügyi válságok előrejelzésénél, amelyek közül kiemelendő a korábban kevésbé vizsgált hozamgörbe meredeksége. A legjobb teljesítményt az ERT modell érte el (87% ROC görbe alatti terület), amelyet a RF, az SVM, az NN, a logit, végül a CART döntési fa követett.

2.2. Strukturális megközelítések

Az előzőekben értékelt empirikus tanulmányokban közös, hogy azok részben vagy teljes egészében makrogazdasági-pénzügyi adatok felhasználására épültek. Annak ellenére, hogy kétségkívül széles körű kutatási eredmények igazolják a makrogazdasági változók magyarázó erejét, az utóbbi időben többen megkérdőjelezték azok előrejelzési célú alkalmazhatóságukat válságidőszakokban, valamint az egyes szuverén entitások hitelminősítésének változásakor. *Liu–Kalotay–Trück* (2018) illúziórikusnak nevezték a makromodellek alkalmazását az input adatok közzétételi gyakorisága miatt, különösen olyan országok esetében, ahol az állami hatóságok szándékosan késleltetik a statisztikai adatok nyilvánosságra hozatalát.

Következésképpen az államcsőd kockázatát egyre többen származtatják az időben és megfelelő gyakorisággal rendelkezésre álló piaci indikátorokból, különösen az államkötvény hozamokból vagy a szuverén CDS felárakból (*Pan–Singleton*, 2008; *Groba–Lafuente–Serrano*, 2013; *Chen et al.*, 2016). Az államcsőd valószínűsége a felárak lejárat szerkezetéből implikálhatók, ezáltal piaci alapú előrejelzésnek tekinthetők.

Gray–Merton–Bodie (2007) átalakították *Merton* (1974) eredetileg vállalatokra kidolgozott strukturális modelljét, olyan országok államcsőd előrejelzésére alkalmassá téve, amelyek saját és idegen devizájú kötvénykibocsátók. *Duyvesteyn–Martens* (2012) feltörekvő országok adatain alkalmazták a modellt, amelynek során megállapították, hogy a default-ig hátralévő idő becslésében legfontosabb változó az árfolyamvolatilitás. A szerzők igazolták, hogy az árfolyamvolatilitásban bekövetkezett legutóbbi változások igazoltan képesek a szuverén CDS felárak előrejelzésére, ezáltal közvetetten az államcsőd előrejelzésére.

Cruces–Trebesch (2013) az 1970-2010. között lezajlott szuverén átstrukturálások hatásait vizsgálták a jövőbeni államadósság felárakra. A szerzők kimutatták, hogy az

átstrukturálásokon elszenvedett hitelezési veszteségek mértéke jelentősen növekvő felárakat generál, és a szuverén csődeseményt találták legerősebb változónak a jövőbeni hitelezési kondíciók vonatkozásában.

Augustin (2018) a CDS felárak lejáratú struktúráját tanulmányozta, annak érdekében, hogy a szuverén hitelkockázat globális és országspecifikus tényezőinek dinamikáját feltárja. A szerző a 2001-2012. közötti időszak megfigyeléseire kidolgozott rekurzív preferenciaalapú modelljének (RPF) segítségével megállapította, hogy felfelé ívelő felárgörbék a globális sokkok dominanciáját, míg a fordított alakú lejáratú struktúra esetén az országon belüli sokkok magasabb hozzáadott értékét magyarázzák a szuverén hitelkockázat vonatkozásában.

2.3. Rating alapú megközelítések

Tekintettel arra, hogy a szuverén hitelminősítés az egyes kibocsátók adósságvisszafizető képességének egy komplex, előretekintő mérőszáma, a szuverén rating besorolást széles körben használják az államcsőd kockázat egyik legfontosabb jellemzőjeként, valamint kockázatvállalási döntések alapjául. Az államcsőd előrejelzés területén a rating ügynökségek rendkívül értékes adatbázisokkal tudnak szolgálni, elsősorban a rendszeresen publikált empirikus default ráta historikus adatsorokkal, valamint a hitelminősítés változását kifejező átmeneti valószínűség mátrixokkal. A default ráta adatsorokon többféle idősor elemzési-előrejelzési módszertan alkalmazható, az átmeneti mátrixokból kiindulva pedig számos mátrixfüggvény alapú sztochasztikus módszertan terjedt el, amelyek közül legismertebb a Markov lánc. Az értekezés ez utóbbi megközelítésre koncentrálna.

A rating alapú megközelítésekkel kapcsolatban fontos megjegyezni, hogy a rating ügynökségek alapvetően hosszú távú időhorizontra fókuszálnak, több gazdasági cikluson átívelő rating módszertant alkalmazva, ezáltal a hitelminősítés változásának tartósan észlelt összetevőire adnak választ (*Altman–Rijken*, 2004).

Hu–Kiesel–Perraudin (2002) szuverén minősítésekből állítottak elő átmeneti mátrixokat. Felismerve a problémát, hogy számos gyengébb minőségű szuverén entitás nem rendelkezik évtizedes historikus átmeneti adatsorral, a szerzők a mátrixokat a hosszabb időszakon megfigyelt tényleges default eseményekkel, ezáltal szélesebb körű országok tapasztalataival javasolták kombinálni, illetve kiegészíteni.

Wei (2003) egy általános, többtényezős Markov láncot dolgozott ki a rating migrációkra és a hitelkockázati felárakra, amely szuverén és vállalati adósokra egyaránt alkalmazhatónak bizonyult. Az időtől függő átmeneti mátrixot a gazdasági ciklust és a gazdasági környezetet kifejező látens változók segítségével építette fel az 1981-1998. között megfigyelt átmenetek alapján.

Az értekezés empirikus vizsgálatában is alkalmazott Markov lánc államcsőd előrejelzés területén történő alkalmazását *Kiefer–Larsson* (2004) is javasolták. A szerzők a homogén Markov láncokat a hitelkockázati kitétségek minősítési osztályok közötti áramlási valószínűségeire felépített sztochasztikus folyamatként írták le, amelyeknek az alkalmazhatóságát önkormányzati kötvényeken, kereskedelmi adósságleveleken és államadósságokon vizsgálták. A Markov modellt önkormányzati kötvényeken maximum 5 éves időhorizonton, adósságleveleken – 30 napos átmenetekkel számolva – maximum 6 hónapos időhorizonton javasolták alkalmazni, ugyanakkor az államadósság tekintetében megállapították, hogy a Markov láncok gyakorlatilag korlátozás nélkül megfelelően képesek magyarázni és előrejelzni a szuverén hitelminősítés változását, beleértve az államcsödbe történő átmeneti valószínűség számszerűsítését. A szerzők nagyra értékelték az S&P 2003-ig vizsgált adatbázisainak kiterjedtségét és az alkalmazott szuverén default definíció megfelelőségét.

Fuertes–Kalotychou (2007a) 72 ország, 1981-2004. közötti Moody's rating változására építettek három Markov modellt: egy diszkrétet, egy időben homogén, folytonos hazard láncot, valamint egy időben nem homogén, folytonos hazard láncot. A modellváltozók véges mintára való torzítottságát és szórását bootstrap szimulációval tesztelték. A felminősítések és leminősítések duration-függőségét és momentum-tulajdonságát panel logittal vizsgálták, amelyek során a szuverén rating változásokban nem-markovi folyamatokat tártak fel. A diszkrét modell alkalmazása mellett szólt annak számítási egyszerűsége, azonban a rosszabb minősítésű országokra a nem homogén, folytonos Markov lánc bizonyult legjobbnak.

Bhaumik–Landon-Lane (2013) Markov láncokkal tanulmányozták a Moody's 1996-2005. közötti időszak szuverén rating migrációs adatait, különböző ország-csoportok és gazdasági környezeti feltételek mentén. A homogenitás feltételrendszerét elvetették, és Bayes-i dekompozíció segítségével különítették el a rating migráció alapján eltérő mintákat, és számítottak mobilitási indexeket, amelyekből inhomogén Markov láncokat képeztek, ígéretes eredménnyel.

Oh et al. (2019) olyan több állapotváltozást is megragadó Markov láncot (Regime Switching Markov Chain – RSMC) fejlesztettek ki, amelyben a rendszerállapotok egy, a

szuverén rating migrációjának dinamikáját kifejező, rejtett Markov modellből származtak. A szerzők először igazolták, hogy az RMSC becslése jobb, mint a homogén Markov láncé, majd 41 ország 1994-2018. közötti szuverén rating havi adatsorán alkalmazták a modellt, figyelembe véve a gazdasági környezet állapotát. Az eredmények rávilágítottak arra, hogy gazdasági visszaesés esetén a rosszabb minősítésű országok nagyobb valószínűséggel kerülnek leminősítésre.

Szetela–Mentel–Brożyna (2019) az államcsődök közötti összefüggéseket vizsgálták 42 európai ország 1994-2013. közötti tényadatain. Miután a hagyományos statisztikai módszerek nem bizonyultak megfelelőnek az egyes államcsődök közötti kapcsolatok modellezésére, a szerzők a szélsőséges együttmozgások és a többdimenziós együttes eloszlásokra igazoltan alkalmas Copula módszertant alkalmazták a szuverén pénzügyi instrumentumok ratingjeire. A szuverén ratingek közötti átmenet valószínűsítésére a Markov láncot alkalmazták, amelyet dinamikus változóként vettek figyelembe. A modellezés során kihívást jelentett az alacsony default arány, valamint a fejlett európai országok államcsőd valószínűségének előrejelzése. A legjobb modell végül a t-Copulával adódott.

2.4. Összefoglaló értékelés az államcsőd előrejelzés fejlődéstörténetéről, valamint az 1. és a 2. hipotézis vizsgálat eredményeiről

Az általam 50 kiemeltnek tartott államcsőd előrejelző módszertani és empirikus publikáció részletes elemzéséből kirajzolódott az a fejlődési út, amely a kisebb mintákon, hagyományos többváltozós paraméteres statisztikai módszertanokkal történő modellfejlesztéssel kezdődött, és napjainkra eljutott a legkorszerűbb, gyakorlatilag a statisztikai adatgyűjtés kezdete óta összeállított adatbázisokon alkalmazott, gépi tanulási eljárásokig, a rating alapú Markov láncokig és különböző CDS felár előrejelző modellekig.

Az 1. táblázat átfogóan, kronológiai sorrendben mutatja be az elmúlt 50 évet felölelő, az előzőekben hivatkozott tanulmányokat, az azok keretében alkalmazott módszereket, a vizsgált időszakokat, a modellezési célváltozókat és a magyarázó változók körét.

1. táblázat: Összefoglalás az államcsőd előrejelző empirikus modellekről

Tanulmány	Alkalmazott módszer	Vizsgált időszak	Célváltozó	Magyarázó változók
<i>Frank–Cline</i> (1971)	DA	1960-1968	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Grinols</i> (1976)	DA	1961-1974	adósságszolgálat teljesítési nehézség	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Sargen</i> (1977)	DA	1960-1975	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Feder–Just</i> (1977)	Logit	1965-1972	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Saini–Bates</i> (1978)	DA, Logit	1960-1977	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Mayo–Barret</i> (1978)	Logit	1960-1975	adósságszolgálat teljesítési nehézség	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Feder–Just–Ross</i> (1981)	Logit	1965-1976	adósságszolgálat teljesítési nehézség	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Taffler–Abassi</i> (1984)	DA	1967-1978	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Kharas</i> (1984)	Probit	1965-1976	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Burton–Inoue</i> (1987)	DA	1968-1977	külföldi vagyonsajátítása	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, politikai tényezők
<i>Citron–Nickelsburg</i> (1987)	Logit	1960-1983	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, politikai tényezők
<i>Cosset–Roy</i> (1988)	CART	1983-1985	szuverén rating	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Lloyd–Ellis–McKenzie–Thomas</i> (1990)	Tobit	1977-1985	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Balkan</i> (1992)	Probit	1971-1984	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Oral et al.</i> (1992)	G-Logit	1982-1987	szuverén rating	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, politikai tényezők
<i>Cosset–Roy</i> (1994)	NN, Logit	1983-1985	szuverén rating	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, politikai tényezők
<i>Sommerville–Taffler</i> (1995)	Logit, bankári értékelés	1979-1989	államadósság fizetési késedelem	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>de Bondt–Winder</i> (1996)	Probit	1983-1993	államadósság fizetési késedelem	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, politikai tényezők
<i>Lanoie–Lemarbre</i> (1996)	Tobit	1989-1990	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Cooper</i> (1999)	NN, Probit, Logit, DA	1960-1982	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Gür</i> (2001)	Tobit	1986-1998	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Reinhart</i> (2002)	Probit	1970-1999	devizaválság, államadósság default	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Manasse–Roubini–Schimmelpfennig</i> (2003)	CART, Logit	1970-2002	szuverén default, IMF limittúllépés	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Wei</i> (2003)	Markov lánc	1981-1998	szuverén default	szuverén rating, makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Yim–Mitchell</i> (2005)	Ward-klaszterezés, SOM, NN, Probit, Logit, DA	2002	államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, politikai tényezők

<i>Ciarlone–Trebeschi</i> (2005)	Multinomiális logit	1980-2002	államadósság fizetési késedelem és átstrukturálás, IMF limittúllépés	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Fuertes–Kalotychou</i> (2006)	Logit	1983-2002	államadósság fizetési késedelem és átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, globális tényezők
<i>Fuertes–Kalotychou</i> (2007a)	Markov lánc, Logit	1981-2004	szuverén default	szuverén rating
<i>Fuertes–Kalotychou</i> (2007b)	K-közép klaszterezés, Logit	1984-1995	államadósság fizetési késedelem és átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Fioramanti</i> (2008)	NN	1980-2004	szuverén default, IMF limittúllépés	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Manasse–Roubini</i> (2009)	CART	1970-2002	szuverén default, IMF limittúllépés	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, politikai tényezők
<i>Frascaroli–Silva–Filho</i> (2009)	RBPRO-NN	1975-2005	szuverén rating	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Duyvesteyn–Martens</i> (2012)	módosított Merton-modell	2002-2010	szuverén CDS felár	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, piaci indikátorok
<i>Bhaumik–Landon-Lane</i> (2013)	Markov lánc	1996-2005	szuverén default	szuverén rating
<i>Savona–Vezzoli</i> (2015)	CART, Logit, NTS	1975-2010	szuverén default, IMF limittúllépés	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, default történet
<i>Szetela–Mentel–Brożyna</i> (2016)	Probit, Logit, DA	1980-2012	szuverén default, államadósság átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Kaminsky–Vega-García</i> (2016)	Logit, Cox hazard	1800-1960	szuverén default	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Dawood–Horsewood–Strobel</i> (2017)	NTS, Logit	1980-2012	szuverén adósságválság	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Pisula</i> (2017)	Stacking-NN,SVM,G-Logit,MARS; Bagging-RF; Boosting-CART	1980-2014	adósságszolgálat teljesítési nehézség	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Huang–Seth</i> (2017)	NN, SVM, RF, Logit	30 év adata (a pontos időszak nem ismert)	szuverén default	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Augustin</i> (2018)	RPF	2001-2012	szuverén CDS felár	piaci indikátorok
<i>Nyman–Ormerod</i> (2018)	RF	1970-2010	gazdasági recesszió	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, piaci indikátorok
<i>Alaminos et al.</i> (2019)	Fuzzy C4.5	1970-2017	adósságszolgálati késedelem, IMF limittúllépés, átstrukturálás	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, politikai tényezők, hitelminősítési indikátorok
<i>Zhou–Wang</i> (2019)	D-NN	1970-2015	szuverén default, IMF limittúllépés, implicit belső súlyos adósság, piaci bizalomvesztés	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>da Silva–do Rêgo–Frascaroli</i> (2019)	RF	1958-2017	szuverén rating	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Szetela–Mentel–Brożyna</i> (2019)	Copula, Markov lánc	1994-2013	szuverén default	szuverén rating
<i>Oh et al.</i> (2019)	Markov lánc	1994-2018	szuverén default	szuverén rating
<i>Lucia–Balduzzi–Savona</i> (2019)	LASSO	2009-2013	szuverén CDS felár	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Wijayanti–Rachmanira</i> (2020)	NTS, Logit	1960-2017	szuverén default, IMF limittúllépés	makrogazdasági-pénzügyi mutatók
<i>Bluwstein et al.</i> (2020)	ERT, RF, SVM, NN, CART, Logit	1870-2016	pénzügyi válság (adott ország bankszektorára)	makrogazdasági-pénzügyi mutatók, piaci indikátorok

Az államcsőd előrejelzésben tapasztalható impozáns módszertani és empirikus fejlődési út alapján megállapítható, hogy az ténylegesen hasonló utat járt be, mint a vállalati- és a bankcsőd előrejelzés (*Kristóf–Virág, 2020; Kristóf, 2020*). A fejlődéstörténeti értékelés alapján igazolást nyert, hogy napjainkban az államcsőd előrejelzésre is a legkorszerűbb módszertanokat alkalmazzák. A fentiekben összefoglalt eredmények alapján az 1. hipotézis elfogadásra került.

A 2. hipotézis a modell design komplexitását vizsgálja. Már az első többváltozós államcsőd előrejelző modell is csupán három változót tartalmazott (*Frank–Cline, 1971*), jóllehet ennek a kisminta is oka lehetett. Később *Sargen (1977)* két változót is elégségesnek talált. A kezeti logit modellek hatváltozósak voltak, azonban *Citron–Nickelsburg (1987)* kétváltozós modellt talált legjobbnak, amely felhívta a figyelmet az egyszerűbb, de hatékonyabb modellek térnyerésére. Kifejezetten az egyszerűséget és a könnyebb interpretálhatóságot támogatták a vizsgált CART döntési fa modellek is (*Cosset–Roy, 1988; Manasse–Roubini–Schimmelpfennig, 2003; Manasse–Roubini, 2009*).

Fuertes–Kalotychou (2006) specifikusan, nagyobb mintán, részletesebben vizsgálták a modell design problémát, amelynek során belátták, hogy a tényadatok minél megbízhatóbb magyarázata során komplexebb modell indokolt, a mintán kívüli időszakra készített előrejelzésnél azonban az egyszerűbb modell teljesítménye meghaladja a komplexét. Ez az eredmény 2. hipotézis elfogadását is jelenthette volna, amennyiben nem történt volna további módszertani fejlődés a szakterületen.

Az egyszerűsítés trendje a 2010-es évek közepétől egyértelműen megfordult, amikortól teret nyertek a legkorszerűbb mesterséges intelligencián alapuló gépi tanulási eljárások az államcsőd előrejelzés területén is, amelyek kreatív kombinálása és folyamatos továbbfejlesztése jelenti napjaink egyik legfontosabb kutatási kihívását a szakterületen. Tekintettel arra, hogy az áttekintett publikációk alapján a módszerkombinációk és a komplexitás növelése a modell előrejelző erejének javulását szolgálja, és nincs ok feltételezni, hogy ebből a közeljövőben visszalépés történjen, a 2. hipotézis elutasításra került.

3. Az államcsőd előrejelzés empirikus vizsgálata

A szakirodalomban fellelhető számos módszertani megközelítés és empirikus modell áttanulmányozása alapján a rating alapú megközelítések, azon belül a Markov lánc alkalmazása mellett döntöttem az államcsőd előrejelzési modell kidolgozására. A módszertan formális leírását a 3.1. alfejezet tartalmazza.

A rating alapú modellfejlesztés magába sűríti mindazon tényezőket (makrogazdasági, pénzügyi, politikai, piaci stb.), amelyeket a rating ügynökségek felhasználtak az egyes szuverén entitások minősítése során. Következésképpen az aktuális rating-ek autentikus kiinduló alapként tekinthetők az államcsőd valószínűség előrejelzése során. További érv a rating alapú modellezésre, hogy a rating ügynökségek problémák esetén hamarabb lépnek (leminősítés), mint a bajban lévő országok állami statisztikai hivatalai, amelyek igyekeznek eltitkolni a tényadatokat, ezáltal a bináris klasszifikációs modellek alapján nem feltétlenül garantált a csődveszély időben történő felismerése.

A bináris klasszifikációs technikákkal ellentétben, a Markov lánctól ugyanakkor elvárható, hogy az a csődbe jutás fázisait különböző állapotokon keresztül időben előrehaladva jobban képes megragadni, ezáltal eredményesebben alkalmazható hosszabb távú előrejelzés készítésre.

A korábbi empirikus modellek áttanulmányozása alapján megállapítható, hogy a nemzetközi szakirodalomban számos célváltozót alkalmaztak az államcsőd előrejelzésére. Jelen empirikus vizsgálat a Markov lánc módszertani elvárásai miatt a szuverén rating romlást, azon belül a default osztályba való kerülést tekinti államcsődnek, egyúttal a default osztályba való kerülés valószínűségét tekinti modellezett államcsőd valószínűségnek.

Az előrejelzési időhorizont a publikált empirikus tanulmányok többségében 1-3 év, jelen empirikus vizsgálatban 5 év. Véleményem szerint ennél hosszabb időtávra a COVID-19 által előidézett válságkörnyezetben jelenleg nem reális előrejelzést készíteni, annak ellenére, hogy az alkalmazott módszertan erre képes lenne, hiszen előszeretettel alkalmazzák hosszú (akár 15-30 éves) lejáratú idejű pénzügyi instrumentumok várható veszteség becslésére.

3.1. A Markov lánc modellezés

A Markov folyamatokat *Andrey Andreyevich Markov* orosz matematikusról nevezték el, aki a 20. század elején sztochasztikus folyamatok modellezésével foglalkozott (*Siekelova et al.*, 2019). A modern valószínűségelméletek olyan folyamatokat valószínűsítenek, amelyeknél a korábbi eredmények befolyásolják a jövőbeni kísérletek eredményeire vonatkozó várakozásokat (*Spahn*, 2017). A Markov folyamat az aktuális állapotok következő időszakok eredményére gyakorolt hatásán keresztül készít előrejelzést.

Legjobb tudomásom szerint az első Markov lánc alapú csődmódellet *Cyert et al.* (1962) publikálták, számlakövetelések viselkedését elemezve. A diszkrét Markov lánc modell alkalmazása mögött az a megfontolás húzódott, hogy a számlakövetelések hónapról hónapra különböző késedelmi állapotok között mozognak. A Markov láncban a késedelmi állapotok közötti mozgást migrációs mátrixok vagy átmeneti mátrixok fejezik ki.

A Markov lánc modellezés fejlődéstörténete szempontjából a szakirodalomban mérföldkönek tekinthető *Jarrow–Lando–Turnbull* (1997) tanulmánya, akik folytonos Markov lánc módellet dolgoztak ki vállalati kötvényekre, figyelembe véve a hitelminősítést. A Markov lánc állapotai a hitelminősítések változásaiból tevődtek össze. Az átmeneti mátrixok a hitelminősítési osztály megmaradásának, illetve más hitelminősítési osztályokba való áramlásának valószínűségét fejezték ki.

Komparatív elemzés keretében *Lando–Skodeberg* (2002) hasonlították össze az átmenetek folytonos időben való többállapotú Markov módeljét a hagyományos keresztmetszeti, illetve a diszkrét átmeneti mátrix alapú megközelítésekhez viszonyítva. A szerzők a folytonos módel jelentős előnyeiről számoltak be a korábban iparági sztenderdként alkalmazott keresztmetszeti és diszkrét megközelítésekhez képest. Tekintettel arra, hogy a folytonos Markov módelépítés kulcsfontosságú eleme a generátor mátrix előállítása, számottevő publikáció foglalkozott a mátrix logaritmizálás optimalizálási problémájával (*Zhang*, 2019).

A Markov lánc alkalmazása során további problémaként jelentkezhethet, hogy számos tanulmány arról számolt be, hogy a Markov láncal modellezett adatok viselkedése nem homogén. E probléma kapcsán *Bluhm–Overbeck* (2007) tanulmánya szolgáltatott tanulságos empirikus eredményeket. A szerzők homogén és nem homogén, folytonos Markov láncokkal generáltak csődvalószínűség lejárati struktúrákat. Az eredményeket összevetették az S&P tizenöt éves megfigyelt tényadataival. A nem homogén Markov láncokkal lényegesen jobb

eredményeket érték el, amiből azt a következtetést vonták le, hogy Markov lánc alkalmazása esetén célszerű eltekinteni a homogenitás feltételezésétől.

Véletlen változók sorozata akkor alkot Markov láncot, ha valamely megfigyelés bármely időpontban egy kezdeti i állapotban van, és annak valószínűsége, hogy a következő megfigyelt j időpontban egy másik állapotba kerül, kizárólag i értékétől függ.

Legyen $(X_t)_{t \geq 0}$ véletlen változók sorozata, amelynek lehetséges értékei $\{1, 2, \dots, K\}$ fix számú osztály, ahol K jelenti a „csődös” állapotot. A sorozat véges értékű első rendű Markov lánc, ha:

$$P(X_{t+1} = j | X_0 = x_0, \dots, X_{t-1} = x_{t-1}, X_t = i) = P(X_{t+1} = j | X_t = i)$$

valamennyi t -re, és $i, j \in \{1, 2, \dots, K\}$

$P_t(i, j) = P(X_{t+1} = j | X_t = i)$ a t -edik időpontban az i -edik állapotból a $(t+1)$ -edik időpontban j -edik állapotba való áramlás valószínűségeit fejezi ki, és egy $K \times K$ méretű P_t átmeneti mátrix elemeit képviseli.

A Markov lánc stacioner, ha $P_t = P$ valamennyi $t \geq 0$ esetén. Ekkor az átmeneti mátrixok valamennyi időpontban megegyeznek. Ebben az esetben tetszőleges több periódusú átmeneti mátrix előállítható az egy periódusú mátrix hatványaként:

$$P(X_{t+k} = j | X_t = i) = P^k(i, j)$$

A folytonos X_t Markov lánc időben homogén, ha valamennyi i, j állapotra és $t, s \geq 0$ időpontokra:

$$P(X_{t+s} = j | X_t = i) = P(X_s = j | X_0 = i)$$

Folytonos Markov lánc esetén a migrációk között eltelt idők exponenciális eloszlást követnek, amelynek paraméterei a generátor mátrix elemeiből állnak. Folytonos Markov lánc esetén a 0-adik és t -edik időpont közötti időszakra vonatkozó átmeneti mátrixot a generátor mátrix exponenciális hatványozásának segítségével állíthatjuk elő (*Israel–Rosenthal–Wei*, 2001). G generátor mátrix egy olyan $K \times K$ mátrix, amelyben $P(0, t) = \exp(Gt)$. A Gt szorzat mátrix skaláris szorzatát jelenti, és az exponenciális függvény:

$$\exp(Gt) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{t^n}{n!} G^n$$

A generátor mátrix tulajdonságai:

$$G_{i,j} = 0 \text{ valamennyi } i \neq j \text{ esetén,}$$

$$G_{i,i} = -\sum_{j \neq i} G_{i,j}.$$

A generátor mátrix elemei az egyes osztályokban eltöltött idő statisztikájával vannak összefüggésben. Az i -edik osztályban való maradás hátralévő ideje $-G_{i,i}$ paraméterű exponenciális eloszlással jellemezhető. Az időben homogén áramlási valószínűségek tetszőleges időhorizonton, ugyanezen generátor mátrix függvényében fejezhető ki.

Időben nem homogén áramlások esetén a generátor mátrix függ az időtől, és az alábbi formulával írható le:

$$P(0, t) = \exp \left(\int_0^t G(t) dt \right)$$

Bármely t -edik időpontban és $i, j = \{1, 2, \dots, K\}$ esetén $G_t = \{G_{i,j}(t)\}$ generátor mátrix elemei az i -edik osztályból a j -edik osztályba való pillanatnyi áramlási valószínűsége, azzal a feltétellel, hogy adott megfigyelés t -edik időpontban i -edik osztályban volt.

Az i -edik osztályból a j -edik osztályba való áramlás valószínűsége t_m eltelt időt követően annak valószínűségéeként fejezhető ki, hogy az i -edik minősítés t_m eltelt időt követően megmarad, szorozva annak valószínűségével, hogy t_m időpontban j -edik minősítésre változik, vagyis:

$$L(i, j, t_m) = e^{\int_0^{t_m} G_{ii}(t) dt} G_{ij}(t)$$

Hasonlóképpen, annak valószínűsége, hogy az i -edik minősítés t_m eltelt időt követően megmarad:

$$L(i, i, t_m) = e^{\int_0^{t_m} G_{ii}(t) dt}$$

Ha a teljes historikus adathalmazon megfigyelünk N_{ij} migrációt az i -edik osztályból a j -edik osztályba, amelyek t_m ($m = 1, \dots, N_{ij}$) időben következtek be, és N_{ic} i -edik osztályban megfigyelt eltelt időt t_n ($n = 1, \dots, N_{ic}$) időkre vonatkozóan, akkor az összvalószínűséget felírhatjuk az i -edik osztályban maradó egyedi megfigyelések valószínűségeiként produktumaként. A $G_{ii}(t) = -\sum_{j \neq i} G_{ij}(t)$ összefüggés alapján felírható:

$$L_i = \left[\prod_{j \neq i} \prod_{m=1}^{N_{ij}} G_{ij}(t) e^{-\int_0^{t_m} \sum_{j \neq i} G_{ij}(t) dt} \right] \prod_{m=1}^{N_{ic}} e^{-\int_0^{t_m} \sum_{j \neq i} G_{ij}(t) dt}$$

Időbeni homogenitást feltételezve $G_{ij}(t) = G_{ij}$ valamennyi $i, j \in \{1, 2, \dots, K\}$ esetén. Az i -edik osztályból j -edik osztályba történő migrációs valószínűség becslését az alábbi likelihood függvény maximalizálásával írhatjuk fel valamennyi G_{ij} -re (Jafry–Schuermann, 2004):

$$\hat{G}_{ij} = \frac{N_{ij}(T)}{\sum_{m=1}^{N_i} t_m}$$

ahol $N_{ij}(T)$ a megfigyelt migrációk száma i -edik osztályból j -edik osztályba 0 és T időpontok között, és $N_i = \sum_j N_{ij}(T) + N_{ic}$ valamennyi i -edik osztályból történő migráció száma 0 és T időpontok között, vagyis a generátor mátrix elemeinek maximum likelihood becslése intuitíve megfelelő.

3.2. Adatgyűjtés és adatelőkészítés

Markov lánc alkalmazásakor az első kutatási feladatot az átmeneti mátrix előállítása jelenti, megfigyelt állapotváltozások alapján, tükrözve a minősítésben bekövetkezett változást. Jelen empirikus vizsgálat az S&P rating ügynökség hosszú távon megfigyelt éves szuverén átmeneti valószínűségeiből indult ki, amelyre az értekezés korábbi fejezeteiben

hivatkozott szakirodalmakban is volt példa. Fontos azt is figyelembe venni, hogy a rating ügynökségek nem publikálnak időtényezőitől függő átmeneti mátrix előrejelzést.

Az S&P hosszú időszakra visszanyúló historikus adatbázissal rendelkezik a rating változások, a defaultba esések és a megtérülések vonatkozásában. Jelen értekezés írásának idején a legfrissebb átmeneti mátrix az 1975-2019. közötti időszakra állt rendelkezésre. A 2. táblázatban bemutatott százalékok évesített kohorszok, 1995-ig implikált szenior adósságminősítés, 1995-től szuverén rating alapján (S&P, 2020).

Tekintettel arra, hogy a szuverén entitásoknak saját hatáskörükön belül rugalmasan lehetőségük van a hazai devizában fennálló adósságszolgálatuk teljesítésére, különösen a belföldi finanszírozási és monetáris rendszer irányításán keresztül, ezért a rating ügynökségek külön minősítést adnak az egyes országok saját és idegen devizában fennálló kötelezettségeire. A fentiekből következően az államcsőd kockázatáról lényegesen reálisabb képet ad az idegen devizában történő minősítés, amely a további számítások kiindulóalapjául szolgált.

2. táblázat: A szuverén entítások globális átlagos átmeneti valószínűségei idegen devizában (1975-2019, százalék)

	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Not rated	Default
AAA	96,65	3,26	0,01	0,00	0,07	0,00	0,00	0,00	0,00
AA	2,42	93,59	2,86	0,32	0,28	0,04	0,00	0,48	0,00
A	0,00	3,87	90,53	4,99	0,39	0,00	0,00	0,23	0,00
BBB	0,00	0,00	5,22	89,70	4,46	0,45	0,15	0,02	0,00
BB	0,00	0,00	0,00	6,38	86,40	6,03	0,57	0,14	0,47
B	0,00	0,00	0,00	0,02	4,99	88,28	2,90	1,11	2,70
CCC/C	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	31,01	29,66	0,00	39,33

Forrás: S&P (2020), 9. o.

Az adatelőkészítés során szükséges volt kezelni azokat az áramlási eseteket, amikor az éves áramlás kezdeti időpontjában érvényes minősítéssel rendelkezik valamely szuverén entitás, de az időszak végén már nincs érvényes minősítése (2019-ben az S&P visszavonta többek között Grenada, Benin, Kamdodza és a Man-szigetek minősítését). Elfogadva, hogy a minősítés megszűnése nem tartalmaz sem felülminősítésre, sem leminősítésre utaló jelet,

egyszerű arányosítással került normalizálásra a mátrix. A véges Markov láncban a „csődös” állapot speciális, elnyelő állapotnak felel meg. Ez azt jelenti, hogy ha valamely megfigyelés egyszer elérte az elnyelő állapotot, onnan nincs visszaút.

Az átmeneti mátrixban az egyes osztályok csődvalószínűségét a „csődös” (default) osztályba való áramlás valószínűsége fejezi ki. Amelyik szuverén adós minősítése már az átmenet kiinduló időpontjában default volt, annak csődvalószínűsége egy évre, valamint a teljes előrejelzési időhorizonton egyaránt 100%.

3. táblázat: A normalizált átmeneti mátrix (százalék)

	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	96,66	3,26	0,01	0,00	0,07	0,00	0,00	0,00
AA	2,43	94,05	2,87	0,32	0,28	0,04	0,00	0,00
A	0,00	3,88	90,73	5,00	0,39	0,00	0,00	0,00
BBB	0,00	0,00	5,22	89,72	4,46	0,45	0,15	0,00
BB	0,00	0,00	0,00	6,39	86,53	6,04	0,57	0,47
B	0,00	0,00	0,00	0,02	5,05	89,27	2,93	2,73
CCC/C	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	31,01	29,66	39,33
Default	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	100,00

Forrás: saját számítás

Folytonos Markov lánc esetén a modellezéshez generátor mátrix előállításra van szükség. Könnyű látni, hogy az éves migrációs mátrix szimpla gyöke vagy logaritmusához ehhez nem megfelelő, mert nem teljesülnek a generátor mátrix tulajdonságai, és negatív eredmények születhetnek. Olyan eset is előfordulhat, hogy az empirikus átmeneti mátrix eleve olyan tulajdonsággal rendelkezik, amely kizárja a generátor mátrix létezését, ugyanakkor többféle generátor mátrixból is eljuthatunk ugyanazon átmeneti mátrixhoz (*Israel–Rosenthal–Wei, 2001*).

Jelen empirikus vizsgálat keretében a *Kreinin–Sidelnikova (2001)* által publikált regularizációs eljárással került előállításra olyan approximációs generátor mátrix, amely euklideszi távolsággal mérve nagyon jó illeszkedéssel bír az éves átmeneti mátrixra.

A regularizációs eljárás első lépése az éves átmeneti mátrix természetes alapú logaritmusának meghatározása. Mivel a logaritmizálás eredményeképpen negatív értékek is

keletkezhetnek a diagonálison kívül, ezeket a negatív értékeket nullával kell helyettesíteni, és ebből adódik a kezdeti G mátrix.

A generátor mátrix tulajdonsága a nulla sorösszeg, a nem pozitív diagonál értékek és a nem negatív nem diagonál értékek. A követelmények teljesítéséhez a mátrix egyes sorait szükséges korrigálni az egyes elemek relatív hozzájárulását figyelembe véve, az alábbi formulának megfelelően (*Krein–Sidelnikova*, i.m.), előállítva egy \tilde{G} mátrixot, amelynek elemei:

$$\tilde{g}_{ij} = |g_{ij}| \frac{\sum_{j=1}^N g_{ij}}{\sum_{j=1}^N |g_{ij}|}$$

A két mátrix különbségeként áll elő \hat{G} generátor mátrix, amelyben a sorösszegek már nullák.

$$\hat{G} = G - \tilde{G}$$

A fenti módon előállított generátor mátrixot a 4. táblázat tartalmazza.

4. táblázat: Az alkalmazott generátor mátrix (százalék)

	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC/C	Default
AAA	-3,47	3,40	0,00	0,00	0,07	0,00	0,00	0,00
AA	2,55	-6,24	3,11	0,25	0,30	0,03	0,00	0,00
A	0,00	4,19	-10,00	5,51	0,29	0,00	0,00	0,00
BBB	0,00	0,00	5,75	-11,29	5,01	0,28	0,24	0,00
BB	0,00	0,01	0,00	7,22	-14,95	6,66	0,85	0,22
B	0,00	0,00	0,01	0,00	5,76	-12,76	5,41	1,58
CCC/C	0,00	0,00	0,00	0,10	0,00	57,59	-124,88	67,19
Default	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Forrás: saját számítás

3.3. A folytonos inhomogén Markov lánc alapú államcsőd előrejelző modell felépítése, valamint a 3. hipotézis vizsgálat eredményei

A nem homogén Markov lánc előállításához a 4. táblázatban bemutatott \hat{G} generátor mátrixból indulunk ki, azonban nem élünk azzal a feltételezéssel, hogy az abban szereplő átmenetek időben ugyanazok, hanem időtől függő generátort alkalmazunk:

$$\hat{G}_t = \Phi(t) \times \hat{G}$$

ahol \times mátrixszorzat és $\Phi(t) = (\varphi_{ij}(t))_{1 \leq i, j \leq K}$ olyan $K \times K$ diagonál mátrix, amelyre:

$$\varphi_{ij}(t) = \begin{cases} 0 & \text{ha } i \neq j \\ \varphi_{\alpha, \beta}(t) & \text{ha } i = j \end{cases}$$

Az osztályonként eltérő, nem negatív α és β paraméterek függvényében $\varphi_{\alpha, \beta}(t)$ az alábbi formulával írható fel (Bluhm–Overbeck, 2007):

$$\varphi_{\alpha, \beta}(t) = \frac{(1 - e^{-\alpha t})t^{\beta-1}}{1 - e^{-\alpha}}$$

A diagonál mátrix $t=1$ esetén alapértelmezésként $\varphi_{\alpha, \beta}(1) = 1$. A számlálóban szereplő $(1 - e^{-\alpha t})$ a véletlen változó exponenciális eloszlásfüggvénye, míg $t^{\beta-1}$ a konvexitás, illetve konkávitás megfelelő irányába történő kiigazítására szolgál. Ezáltal egyszerre teljesül a szabadon választható paraméterezés rugalmassága, ugyanakkor a valószínűségelméletből jól ismert függvények alkalmazása. Az α és β paraméterek megfelelő megválasztásával empirikusan adott kumulált default rátákhoz interpolálható a generátor mátrix, elfogadhatóan jó pontosságot elérve.

Az α és β paraméterek optimalizálásához az S&P hosszú távú, tényleges szuverén kumulált bedőlési arányai stresszelten kerültek figyelembevételre, az elmúlt 15 év minősítési osztályonként vett három legrosszabb év tényadatainak átlaga alapján.

Számos korábbi jelentősebb csödesemény (Görögország, Oroszország, Indonézia, Pakisztán, Argentína, Paraguay, Uruguay, Ecuador stb.) tapasztalata arra világított rá, hogy átlagosan 2-3 év telik el a leminősítés kezdete és a csödesemény bekövetkezése között. Következésképpen a COVID-19 világméretű kirobbanását követően a paraméterek

optimalizálását elősegítő stressz faktorok a hosszú távú historikus kumulált default ráta 3. eltelt évére vonatkoznak.

Tekintettel arra, hogy az AAA és AA minősítési osztályban nem történt historikus csődesemény a vizsgált időszakban, stressz faktor nem került alkalmazásra. Az A, BBB, BB és B osztályokban a kalibrációs célt a rating osztályonként 2007 után 5 legrosszabb év súlyozott átlagos kumulált default rátája képezte. A CCC/C osztályban a rendkívül alacsony kibocsátói elemszám és a torzított default arányok miatt ez a módszer nem volt járható út, ezért a CCC/C stresszelése a többi rating osztály stresszelésének a genetáror mátrixon keresztüli hatásának következményeként adódott.

A paraméterek optimalizálása során elvárás volt a minősítési osztályok mentén monoton növekvő csődvalószínűségek előállítása és a COVID-19 hatás lehető legjobb leképezése. A nemlineáris optimalizációt az Általánosított Csökkentett Gradiens (Generalized Reduced Gradient – GRG) módszerrel végeztem el, célfüggvényként a harmadik előrejelzési év legpontosabb eltalálását beállítva. Az ily módon optimalizált paramétereket az 5. táblázat tartalmazza.

5. táblázat: Az optimalizált paraméterek

	α	β
AAA	1,0000	1,0000
AA	1,0000	1,0000
A	0,6635	2,4633
BBB	0,6043	2,0998
BB	0,3058	0,4503
B	5,9901	1,0152
CCC/C	0,7299	1,6020

Forrás: saját számítás

Az államcsőd valószínűségeket 5 éves előrejelzési időhorizontra állítottam elő minősítési osztályonként. Az eredményeket a 6. táblázat tartalmazza. A 6. táblázatban feltüntetett stressz faktorok a harmadik év előrejelzett csődvalószínűségeinek és a harmadik év tényleges kumulált default rátáinak a hányadosai.

6. táblázat: A becsült csővalószínűségek és az empirikus default ráták

	Becsült államcsőd valószínűségek					S&P hosszú távú empirikus default ráták					Stressz faktor 3. év
	1. év	2. év	3. év	4. év	5. év	1. év	2. év	3. év	4. év	5. év	
AAA	0,00%	0,00%	0,01%	0,02%	0,05%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	n.a.
AA	0,00%	0,02%	0,08%	0,21%	0,41%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	n.a.
A	0,00%	0,15%	0,84%	1,90%	3,00%	0,00%	0,00%	0,26%	0,81%	1,38%	3,23
BBB	0,07%	0,80%	2,18%	3,79%	5,39%	0,00%	0,47%	1,22%	1,76%	2,32%	1,79
BB	0,47%	1,76%	3,32%	4,97%	6,65%	0,41%	1,47%	2,14%	2,84%	4,07%	1,55
B	2,70%	7,37%	11,43%	15,04%	18,33%	2,26%	5,62%	8,63%	11,45%	14,03%	1,32
CCC/C	38,86%	56,36%	58,67%	60,45%	62,03%	38,64%	45,72%	53,86%	56,57%	59,47%	1,09

Forrás: csővalószínűségek – saját számítás; default ráták – S&P (2020)

Érdekes megfigyelni, hogy a stresszelt Markov modell a világ legjobb országaira (AAA és AA rating) is becsült államcsőd valószínűségeket, ami azt mutatja, hogy egyetlen ország sem lehet teljesen biztonságban a COVID-19 pénzügyi hatásaitól. A stressz faktor az A osztályban a legnagyobb, majd a rosszabb osztályok irányába csökkenő tendenciával jellemezhető.

Az öt éves előretekintéssel, rating osztályonként becsült államcsőd valószínűség értékek – minden egyes eltelt évben és minden rating osztályban – szignifikánsan magasabbnak bizonyultak az 1975-2019. között megfigyelt tényleges empirikus szuverén default rátáknál, amely a COVID-19 hatásának tulajdonítható. A becsült csővalószínűségek dinamikájukat tekintve a legutóbbi pénzügyi válsághoz hasonlíthatnak.

Az empirikus vizsgálat eredményei alapján beigazolódott, hogy a folytonos, inhomogén, stresszelt Markov láncsal megbízható államcsőd előrejelzési modell építhető, amely az időben függő generátor mátrix paraméterezésén keresztül megfelelően rugalmasan, előretekintően képes a modellbe beépíteni a COVID-19 válsághatást. Ezáltal a 3. hipotézis elfogadásra került.

4. Következtetések / új és újszerű tudományos eredmények az államcsőd előrejelzés területén

Az értekezés új és újszerű tudományos eredményei az alábbiakban foglalhatók össze.

1. A többváltozós statisztikai módszereken és a sztochasztikus folyamatokon alapuló államcsőd előrejelzés napjainkra 50 éves fejlődéstörténetet tud felmutatni. A fejlődéstörténeti elemzés alapján megállapítható, hogy az alkalmazott kvantitatív módszertanok többszörösen igazolva alkalmasnak bizonyultak az egyes szuverén entitások makrogazdasági-pénzügyi változóinak, politikai tényezőknél, piaci indikátorainak felhasználásával kapcsolatot teremteni és megbízható empirikus modellek segítségével előrejelzést adni az államcsődöt kifejező célváltozó bekövetkezésére, illetve annak bekövetkezési valószínűségére.
2. Az államcsőd előrejelzésben tapasztalható impozáns módszertani és empirikus fejlődési út alapján megállapítható, hogy az ténylegesen hasonló utat járt be, mint a vállalati és a bankcsőd előrejelzés. A fejlődéstörténeti értékelés alapján igazolást nyert, hogy napjainkban az államcsőd előrejelzésre is a legkorszerűbb módszertanokat alkalmazzák.
3. A 2010-es évekig igaz volt az államcsőd előrejelző empirikus modellek esetében, hogy az egyszerűbb modellek általában pontosabb előrejelzést mutattak jövőbeni időszakokon, ugyanakkor a bonyolultabb modellek jobban magyarázták a múltbeli adatokat. Emiatt államcsőd előrejelzéskor hatványozottan figyelni kell a túltanulás elkerülésére. Az egyszerűsítés trendje a 2010-es évek közepétől azonban megfordult, amikortól teret nyertek a legkorszerűbb mesterséges intelligencián alapuló gépi tanulási eljárások az államcsőd előrejelzés területén is, amelyek kreatív kombinálása és folyamatos továbbfejlesztése jelenti napjaink egyik legfontosabb kutatási kihívását. Tekintettel arra, hogy a módszerkombinációk és a komplexitás növelése a klasszifikációs teljesítmény javulását szolgálja, és nincs ok feltételezni, hogy ebből a közeljövőben visszalépés történjen, az államcsőd előrejelző modellek komplexitásának további növekedésére számíthatunk.
4. A bináris klasszifikációs technikákkal ellentétben, a Markov lánc a szuverén entitások csődbe jutásának fázisait különböző állapotokon keresztül időben előrehaladva jobban képes megragadni, ezáltal eredményesebben alkalmazható

hosszabb távú előrejelzés készítésre. A rating alapú modellfejlesztés magába sűríti mindazon tényezőket, amelyeket a rating ügynökségek felhasználtak az egyes szuverén entitások minősítése során, következésképpen az aktuális rating-ek autentikus kiinduló alapként tekinthetők az államcsőd valószínűség előrejelzése során. További érv a rating alapú modellezésre, hogy a rating ügynökségek problémák esetén hamarabb lépnek (leminősítés), mint a bajban lévő országok állami statisztikai hivatalai, amelyek igyekeznek eltitkolni a tényadatokat, ezáltal a bináris klasszifikációs modellek alapján nem feltétlenül garantált a csődveszély időben történő felismerése.

5. Az empirikus vizsgálat eredményei alapján beigazolódott, hogy a folytonos, inhomogén, stresszelt Markov láncsal megbízható államcsőd előrejelzési modell építhető, amely az időben függő generátor mátrix paraméterezésén keresztül megfelelően rugalmasan képes a modellbe beépíteni a válsághatást. A stresszeléshez lényeges, hogy számos korábbi jelentősebb csödesemény tapasztalata arra világított rá, hogy átlagosan 2-3 év telik el a leminősítés kezdete és a csödesemény bekövetkezése között, amelynek analógiájára optimalizálhatók a COVID-19 világjárvány kirobbanását követően a paraméterek.
6. Az öt éves előrettekintéssel, rating osztályonként becsült államcsőd valószínűség értékek szignifikánsan magasabbnak bizonyultak az 1975-2019. között megfigyelt tényleges empirikus szuverén default rátáknál, azok dinamikájukat tekintve a legutóbbi pénzügyi válsághoz hasonlítanak, amellyel a modellezés során sikerült megfelelően előrettekintően kezelni a COVID-19 környezet által előidézett válsághatást.
7. A fenti tudományos eredmények Magyarországon a gyakorlatban alapvetően a külkereskedelem, a külföldi befektetések és az exportfinanszírozás területén hasznosulhatnak, amelyek esetében az országhatások megfelelő azonosítása, mérése, valamint az államcsőd valószínűségének előrejelzése alapvető fontosságú.

Felhasznált irodalom

1. Alaminos, D. et al. (2019): Predicting sovereign debt crises with fuzzy decision trees. *Journal of Scientific & Industrial Research*, 78(11), 733-737.
2. Altman, E. I. – Rijken, H. A. (2004): How rating agencies achieve rating stability. *Journal of Banking & Finance*, 28(11), 2679-2714. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2004.06.006
3. Augustin, P. (2018): The term structure of CDS spreads and sovereign credit risk. *Journal of Monetary Economics*, 96(C), 53-76. DOI: 10.1016/j.jmoneco.2018.04.001
4. Avramovic, D. et al. (1964): *Economic growth and external debt*. Baltimore: Johns Hopkins Press. DOI: 10.1177/000271626536000133
5. Bhaumik, S. K. – Landon-Lane, J. S. (2013): Directional mobility of debt ratings. *Borsa Istanbul Review*, 13(4), 67-78. DOI: 10.1016/j.bir.2013.10.002
6. Bluhm, C. – Overbeck, L. (2007): Calibration of PD term structures: to be Markov or not to be. *Risk*, 20(11), 98-103.
7. Bluwstein, K. et al. (2020): Credit growth, the yield curve and financial crisis prediction: evidence from a machine learning approach. *Bank of England Working Paper No. 848*. London: Bank of England. DOI: 10.2139/ssrn.3520659
8. Bouchet, M. H. – Clark, E. – Gros Lambert, B. (2003): *Country risk assessment. A guide to global investment strategy*. Chichester: John Wiley & Sons
9. Brewer, T. – Rivoli, P. (1990): Politics and perceived country creditworthiness in international banking. *Journal of Money, Credit, and Banking*, 22(3), 357-369. DOI: 10.2307/1992565
10. Burton, F. N. – Inoue, H. (1978): A country risk appraisal model of foreign asset expropriation in developing countries. *Applied Economics*, 19(8), 1009-1048. DOI: 10.1080/00036848700000046
11. Candelon, B. – Dumitrescu, E-I. – Hurlin, C. (1994): Currency crisis early warning systems: why they should be dynamic. *International Journal of Forecasting*, 30(4), 1016-1029. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2014.03.015
12. Chattopadhyay, S. P. (1997): Neural network approach for assessing country risk for foreign investment. *International Journal of Management*, 14(2), 159-167.
13. Chen, S-S. et al. (2016): The relation between sovereign credit rating revisions and economic growth. *Journal of Banking & Finance*, 64(C), 90-100. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2015.10.012

14. Ciarlone, A. – Trebeschi, G. (2005): Designing an early warning system for debt crises. *Emerging Markets Review*, 6(4), 376-395. DOI: 10.1016/j.ememar.2005.09.003
15. Citron, J-T. – Nickelsburg, G. (1987): Country risk and political instability. *Journal of Development Economics*, 25(2), 385-392. DOI: 10.1016/0304-3878(87)90092-7
16. Cooper, J. C. B. (1999): Artificial neural networks versus multivariate statistics: an application from economics. *Journal of Applied Statistics*, 26(8), 909-921. DOI: 10.1080/02664769921927
17. Cosset, J. C. – Roy, J. (1988): Expert judgments of political riskiness: an alternative approach. *Document de Travail 88-12*. Quebec: Universite Laval
18. Cosset, J. C. – Roy, J. (1991): The determinants of country risk ratings. *Journal of International Business Studies*, 22(1), 135-142. DOI: 10.1057/palgrave.jibs.8490296
19. Cosset, J. C. et al. (1993): Replicating country risk rating. *Journal of Multinational Financial Management*, 3(1-2), 1-29.
20. Cosset, J. C. – Roy, J. (1994): Predicting country risk ratings using artificial neural networks. In: Johnson, J. D. – Whinston, A. B. (eds.): *Advances in artificial intelligence in economics, finance, and management*. Oxford: JAI Press, 141-157.
21. Cruces, J. J. – Trebesch, C. (2013): Sovereign defaults: the price of haircuts. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 5(3), 85-117. DOI: 10.1257/mac.5.3.85
22. da Silva, D. R. B. – do Rêgo, T. G. – Frascaroli, B. F. (2019): *Sovereign risk ratings' country classification using machine learning*. Paraíba: Federal University of Paraíba
23. Dawood, M. – Horsewood, N. – Strobel, F. (2017): Predicting sovereign debt crisis: an early warning system approach. *Journal of Financial Stability*, 28(C), 16-28. DOI: 10.1016/j.jfs.2016.11.008
24. de Bondt, G. J. – Winder, C. C. A. (1996): Countries' creditworthiness: an indicator from a probit analysis. *De Economist*, 144(4), 617-633. DOI: 10.1007/BF01371942
25. Desta, A. (1985): Assessing political risk in less developed countries. *Journal of Business Strategy*, 5(4), 40-53. DOI: 10.1108/eb039086
26. Duyvesteyn, J. – Martens, M. (2012): Forecasting sovereign default risk with Merton's model. *The Journal of Fixed Income*, 25(2), 58-71. DOI: 10.2139/ssrn.1839470
27. Feder, G. – Just, R. (1977): A study of debt servicing capacity applying logit analysis. *Journal of Development Economics*, 4(1), 25-38. DOI: 10.1016/0304-3878(77)90004-9
28. Feder, G. – Just, R. – Ross, K. (1981): Projecting debt servicing capacity of developing countries. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 16(5), 651-669. DOI: 10.2307/2331053

29. Fioramanti, M. (2008): Predicting sovereign debt crises using artificial neural networks: a comparative approach. *Journal of Financial Stability*, 4(2), 149-164. DOI: 10.1016/j.jfs.2008.01.001
30. Fitch (2020): *Rating definitions*. New York: FitchRatings
31. Frank, C. – Cline, W. (1971): Measurement of debt servicing capacity: an application of discriminant analysis. *Journal of International Economics*, 1(3), 327-344. DOI: 10.1016/0022-1996(71)90004-3
32. Frascaroli, B. F. – Silva, L. da C. – Filho, O. C. da S. (2009): Os ratings de risco soberano e os fundamentos macroeconômicos dos países: um estudo utilizando redes neurais artificiais. *Revista Brasileira de Finanças*, 7(1), 73-106. DOI: 10.12660/rbfin.v7n1.2009.1428
33. Fuertes, A-M. – Kalotychou, E. (2006): Early warning systems for sovereign debt crises: the role of heterogeneity. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(2), 1420-1441. DOI: 10.1016/j.csda.2006.08.023
34. Fuertes, A-M. – Kalotychou, E. (2007a): On sovereign credit migration: a study of alternative estimators and rating dynamics. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(7), 3448-3469. DOI: 10.1016/j.csda.2006.07.003
35. Fuertes, A-M. – Kalotychou, E. (2007b): Optimal design of early warning systems for sovereign debt crises. *International Journal of Forecasting*, 23(1), 85-100. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2006.07.001
36. Gray, D. F. – Merton, R. C. – Bodie, Z. (2007): Contingent claims approach to measuring and managing sovereign credit risk. *Journal of Investment Management*, 5(4), 5-28. DOI: 10.1142/9789814759618_0010
37. Grinols, E. (1976): *International debt rescheduling and discrimination using financial variables*. Washington: U.S. Treasury Department
38. Groba, J. – Lafuente, J. A. – Serrano, P. (2013): The impact of distressed economies on the EU sovereign market. *Journal of Banking & Finance*, 37(7), 2520-2532. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2013.02.003
39. Gür, T. H. (2001): A country risk assessment model and the Asian crisis. *Central Bank Review*, 1(1), 49-68.
40. Hayes, N. (1998): Country risk revisited. *Journal of Lending and Credit Risk Management*, 80(5), 61.

41. Hu, Y-T. – Kiesel, R. – Perraudin, W. (2002): The estimation of transition matrices for sovereign credit ratings. *Journal of Banking & Finance*, 26(7), 1383-1406. DOI: 10.1016/S0378-4266(02)00268-6
42. Huang, A. – Sethi, T. (2017): Predicting sovereign default. *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*. Sydney: PMLR 70.
43. Israel, R. B. – Rosenthal, J. S. – Wei, J. Z. (2001): Finding generators for Markov chains via empirical transition matrices, with applications to credit ratings. *Mathematical Finance*, 11(2), 245-265. DOI: 10.1111/1467-9965.00114
44. Jarrow, R. A. – Lando, D. – Turnbull, S. (1997): A Markov model for the term structure of credit risk spreads. *Review of Financial Studies*, 10(2), 481-523. DOI: 10.1142/9789812819222_0018
45. Jafry, Y. – Schuermann, T. (2004): Measurement, estimation and comparison of credit migration matrices. *Journal of Banking & Finance*, 28(11), 2603-2639. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2004.06.004
46. Kaminsky, G. – Lizondo, S. – Reinhart, C. M. (1998): Leading indicators of currency crisis. *IMF Staff Papers*, 45(1), 1-48. DOI: 10.2307/3867328
47. Kaminsky, G. – Vega-Garcia, P. (2016): Systemic and idiosyncratic sovereign debt crises. *Journal of the European Economic Association*, 14(1), 80-114. DOI: 10.1111/jeea.12165
48. Kharas, H. (1984): The long-run creditworthiness of developing countries: theory and practice. *Quarterly Journal of Economics*, 99(3), 415-439. DOI: 10.2307/1885958
49. Kiefer, N. M. – Larson, E. C. (2004): Testing simple Markov structures for credit rating transitions. *OCC Economics Working Paper 2004-3*. Washington: Office of the Comptroller of the Currency
50. Krayenbuehl, T. E. (1985): *Country risk: assessment and monitoring*. Cambridge: Woodhead-Faulkner. DOI: 10.1177/027046768600600485
51. Kreinin, A. – Sidelnikova, M. (2001): Regularization algorithms for transition matrices. *Algo Research Quarterly*, 4(1-2), 23-40.
52. Kristóf, T. (2020): Forecasting bank failure with stressed Markov chain. In: Nikolett Deutsch (ed.): *Diversity of Business Development Vol. V. Thought-provoking ideas and notes*. Saarbrücken: Lambert Academic Publishing, 41-55.
53. Kristóf, T. – Virág, M. (2017): Lifetime probability of default modeling for Hungarian corporate debt instruments. In: Zoltayné Paprika, Z. et al. (eds.): *ECMS 2017: 31st*

- European Conference on Modelling and Simulation*. Nottingham: European Council for Modelling and Simulation, 41-46. DOI: 10.7148/2017-0041
54. Kristóf, T. – Virág, M. (2020): A comprehensive review of corporate bankruptcy prediction in Hungary. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(2), Paper 35, 1-20. DOI: 10.3390/jrfm13020035
 55. Lando, D. – Skodeberg, T. M. (2002): Analyzing rating transactions and rating drift with continuous observations. *Journal of Banking & Finance*, 26(2-3), 423-444. DOI: 10.1016/S0378-4266(01)00228-X
 56. Lanoie, P. – Lemarbre, S. (1996): Three approaches to predict the timing and quantity of LDC debt rescheduling. *Applied Economics*, 28(2), 241-246. DOI: 10.1080/000368496328876
 57. Liu, F. – Kalotay, E. – Trüch, S. (2018): Assessing sovereign default risk: a bottom-up approach. *Economic Modelling*, 70(C), 525-542. DOI: 10.1016/j.econmod.2017.09.013
 58. Lloyd-Ellis, H. – McKenzie, G. W. – Thomas, S. H. (1990): Predicting the quantity of LDC debt rescheduling, *Economics Letters*, 32(1), 67-73. DOI: 10.1016/0165-1765(90)90051-2
 59. Lucia, A. – Balduzzi, P. – Savona, R. (2019): Anatomy of a sovereign debt crisis: machine learning, real-time macro fundamentals, and CDS spreads. *Working Papers 2019-03*. Brussels: Joint Research Centre, European Commission. DOI: 10.2760/761074
 60. Manasse, P. – Roubini, N. – Schimmelpfennig, A. (2003): Predicting sovereign debt crises. *IMF Working Paper 03/221*. Washington: International Monetary Fund. DOI: 10.5089/9781451875256.001
 61. Manasse, P. – Roubini, N. (2009): “Rules of thumb” for sovereign debt crises. *Journal of International Economics*, 78(2), 192-205. DOI: 10.1016/j.jinteco.2008.12.002
 62. Mayo, A. L. – Barrett, A. G. (1978): An early warning model for assessing country risk. In: Goodman, S. H. (ed.): *Financing and risk in developing countries: proceedings of a symposium on developing countries' debt*. Washington: U.S. Eximbank, 81-87.
 63. McNeil, A. J. – Frey, R. – Embrecht, P. (2015): *Quantitative risk management. Concepts, techniques and tools*. Princeton-Oxford: Princeton University Press. DOI: 10.1111/jtsa.12177
 64. Merton, R. C. (1974): On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates. *Journal of Finance*, 29(2), 449-470. DOI: 10.1142/9789814759588_0003
 65. Moody's (2020): *Rating symbols and definitions*. New York: Moody's Investors Service

66. Nyitrai, T. (2019): Dynamization of bankruptcy models via indicator variables. *Benchmarking: An International Journal*, 26(1), 317-332. DOI: 10.1108/BIJ-03-2017-0052
67. Nyitrai, T. – Virág, M. (2019): The effects of handling outliers on the performance of bankruptcy prediction models. *Socio-Economic Planning Sciences*, 67(9), 34-42. DOI: 10.1016/j.seps.2018.08.004
68. Nyman, R. – Ormerod, P. (2018): Understanding the Great Recession using machine learning algorithms. *Bank of England/Federal Reserve conference on “Modelling with Big Data and Machine Learning”, 26-27 November 2018*. London: Bank of England
69. Oh, S. J. et al. (2019): Estimation and forecasting of sovereign credit rating migration based on regime switching Markov chain. *IEEE Access*, 7, 115317-115330. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2934516
70. Oral, M. et al. (1992): An estimation and model for country risk rating. *International Journal of Forecasting*, 8(4), 583-593. DOI: 10.1016/0169-2070(92)90068-K
71. Pan, J. – Singleton, K. J. (2008): Default and recovery implicit in the term structure of sovereign CDS spreads. *Journal of Finance*, 63(5), 2345-2384. DOI: 10.1111/j.1540-6261.2008.01399.x
72. Pescatori, A. – Sy, A. N. R. (2007): Are debt crises adequately defined? *IMF Staff Papers*, 54(2), 306-337. DOI: 10.1057/palgrave.imfsp.9450010
73. Pisula, T. (2017): Measuring sovereign credit risk in EU countries using an ensemble of classifiers approach. In: *Modern Science, Finance, Economics & Tourism Conference Proceedings Vol III*. Albena: 4th International Multidisciplinary Scientific Conference on Social Sciences & Arts SGEM 2017. DOI: 10.5593/sgemsocial2017/13
74. Ramcharan, H. (1999): Foreign direct investment and country risk: further empirical evidence. *Global Economic Review*, 28(3), 49-59. DOI: 10.1080/12265089908449766
75. Reinhart, C. M. (2002): Default, currency crises and sovereign credit ratings. *The World Bank Economic Review*, 16(2), 151-170. DOI: 10.1093/wber/16.2.151
76. Reinhart, C. M. – Reinhart, V. – Trebesch, C. (2016): Global cycles: capital flows, commodities, and sovereign defaults, 1815-2015. *American Economic Review*, 106(5), 574-580. DOI: 10.1257/aer.p20161014
77. Reinhart, C. M. – Rogoff, K. S. (2011): From financial crash to debt crisis. *American Economic Review*, 101(5), 1676-1706. DOI: 10.1257/aer.101.5.1676

78. Rodríguez, I. M. – Dandapani, K. – Lawrence, E. R. (2019): Measuring sovereign risk: are CDS spreads better than sovereign credit ratings? *Financial Management*, 48(1), 229-256. DOI: 10.1111/fima.12223
79. S&P (2020): *Default, transition and recovery. 2019 annual sovereign default and rating transition study*. New York: S&P Global Ratings
80. Saini, K. G. – Bates, P. S. (1978): Statistical techniques for determining debt-servicing capacity for developing countries: analytical review of the literature and further empirical results. *Federal Reserve Bank of New York Research Paper No. 7818*. New York: Federal Reserve Bank of New York
81. Sargen, N. (1977): Economic indicators and country risk appraisal. *FRBSF Economic Letter / Issue March*. San Francisco: Federal Reserve Bank of San Francisco, 19-35.
82. Savona, R. – Vezzoli, M. (2015): Fitting and forecasting sovereign defaults using multiple risk signals. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 77(1), 66-92. DOI: 10.1111/obes.12052
83. Shapiro, A. (1999): *Multinational financial management*. London: Prentice Hall
84. Siekelova, A. et al. (2019): Prediction of payment discipline using the Markov chain – case studies of Visegrad Four. *Journal of International Studies*, 12(2), 270-284. DOI: 10.14254/2071-8330.2019/12-2/17
85. Sommerville, R. A. – Taffler, R. J. (1995): Banker judgement versus formal forecasting models: the case of country risk assessment. *Journal of Banking & Finance*, 19(2), 281-297. DOI: 10.1016/0378-4266(94)00051-4
86. Spahn, P. (2017): Central Bank support for government debt in a currency union. *Journal of Self-Governance and Management Economics*, 5(4), 7-34. DOI: 10.22381/JSME5420171
87. Sturzenegger, F. – Zettelmeyer, J. (2006): *Debt defaults and lessons from a decade of crises*. Cambridge-London: MIT Press. DOI: 10.7551/mitpress/2295.001.0001
88. Szetela, B. – Mentel, G. – Brożyna, J. (2016): In search of insolvency among European countries. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 29(1), 839-856. DOI: 10.1080/1331677X.2016.1237301
89. Szetela, B. – Mentel, G. – Brożyna, J. (2019): Modelling European sovereign default probabilities with copulas. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 32(1), 1716-1726. DOI: 10.1080/1331677X.2019.1629325

90. Taffler, R. J. – Abassi, B. (1984): Country risk: a model for predicting debt servicing problems in developing countries. *Journal of the Royal Statistical Society*, 147(4), 541-568. DOI: 10.2307/2981843
91. Timurlenk, Ö. – Kaptan, K. (2012): Country risk. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 62(C), 1089-1094. DOI: 10.1016/j.sbspro.2012.09.186
92. Usher, D. (1965): Political risk. *Economic Development and Cultural Change*, 13(4), 453-462. DOI: 10.1086/450126
93. Van Rijckeghem, C. – di Mauro, B. W. (2009): Political institutions and debt crises. *Public Choice*, 138(3), 387-408. DOI: 10.1007/s11127-008-9364-0
94. Virág, M. – Nyitrai, T. (2014): Is there a trade-off between the predictive power and the interpretability of bankruptcy models? The case of the first Hungarian bankruptcy prediction model. *Acta Oeconomica*, 64(4), 419-440. DOI: 10.1556/AOecon.64.2014.4.2
95. Wei, J. Z. (2003): A multi-factor, credit migration model for sovereign and corporate debts. *Journal of International Money and Finance*, 22(5), 709-735. DOI: 10.1016/S0261-5606(03)00052-4
96. Wijayanti, R. – Rachmanira, S. (2020): Early warning system for government debt crisis in developing countries. *Journal of Central Banking Theory and Practice*, Special Issue, 103-124. DOI: 10.2478/jcbtp-2020-0025
97. Yim, J. – Mitchell, H. (2005): Comparison of country risk models: hybrid neural networks, logit models, discriminant analysis and cluster techniques. *Expert Systems with Applications*, 28(1), 137-148. DOI: 10.1016/j.eswa.2004.08.005
98. Zhang, L. (2019): Convex quadratic optimization based on generator matrix in credit risk transfer process. *International Journal of Mathematics Trends and Technology*, 65(3), 92-106. DOI: 10.14445/22315373/IJMTT-V65I3P515
99. Zhou, M. M. – Wang, M. C. (2019): Predictive analysis of fiscal crises with deep learning time series model. *International Journal of Economics and Finance*, 11(5), 21-29. DOI: 10.5539/ijef.v11n5p21

Rövidítések jegyzéke

Rövidítés	Angol elnevezés	Magyar elnevezés
CART	Classification and Regression Trees	Klasszifikációs és regressziós fák
C4.5	a decision tree classifier algorithm originally developed in C version 4.5	eredetileg a C programnyelv 4.5 verziójában fejlesztett döntési fa algoritmus
CDS	Credit Default Swap	Hitel nemteljesítési csereügylet
COVID-19	Coronavirus Disease 2019	Koronavírus világjárvány 2019
D-NN	Deep Learning Neural Network	Mélytanulásra alkalmas neurális háló
DA	Discriminant Analysis	Diszkriminanciaanalízis
ERT	Extremely Randomized Trees	Szélsőségesen randomizált fák
G-logit	Generalized Logistic Regression	Általánosított logisztikus regresszió
GDP	Gross Domestic Product	Bruttó hazai össztermék
GNP	Gross National Product	Bruttó nemzeti össztermék
GRG	Generalized Reduced Gradient	Általánosított csökkentett gradiens
IFRS	International Financial Reporting Standards	Nemzetközi pénzügyi beszámolási sztenderdek
IMF	International Monetary Fund	Nemzetközi Valutaalap
LASSO	Least Absolute Shrinkage and Selection Operator	Legkisebb abszolút értékű szűkítés és szelekciós operátor
Logit	Logistic regression analysis	Logisztikus regresszió elemzés
M2	Cash, overnight deposits and savings deposits	Készpénz, látra szóló betétek és lekötött betétek
MARS	Multivariate Adaptive Regression Splines	Töbvváltozós adaptív regressziós spline
NN	Neural networks	Neurális hálók
NTS	Noise-To-Signal	Zaj-jel viszony
PD	Probability of Default	Csődvalószínűség
Probit	a portmanteau coming from <u>Probability+unit</u>	a <u>Probability+unit</u> kifejezésből képzett vegyületszó
RBPRO-NN	Resilient-Propagation Neural Networks	Visszaugró hibajavítást alkalmazó neurális hálók
RF	Random Forest	Véletlen erdő
ROC	Receiver Operating Characteristics curve	Szignáldetekció működési tulajdonságát leíró görbe
RPF	Recursive Preferences	Rekurzív preferenciaalapú modell
RSMC	Regime Switching Markov Chain	Több állapotváltozást megragadó Markov lánc
S&P	Standard&Poors	Standard&Poors
SOM	Self Organizing Maps	Önszerveződő térképek
SVM	Support Vector Machine	Támasztó vektorok módszere
Tobit	a portmanteau coming from <u>Tobin's probit</u> model	<u>Tobin probit</u> modelljéből képzett vegyületszó
USA	United States of America	Amerikai Egyesült Államok

Táblázatok jegyzéke

1. táblázat: Összefoglalás az államcsőd előrejelző empirikus modellekről
2. táblázat: A szuverén entitások globális átlagos átmeneti valószínűségei idegen devizában (1975-2019, százalék)
3. táblázat: A normalizált átmeneti mátrix (százalék)
4. táblázat: Az alkalmazott generátor mátrix (százalék)
5. táblázat: Az optimalizált paraméterek
6. táblázat: A becsült csődvalószínűségek és az empirikus default ráták