

*El-Meouch Nedim Márton*¹

Az európai hitelintézetek üzleti modell fókuszú klaszterelemzése a koronavírus-járvány okozta válságot megelőző időszak adatai alapján²

Cluster Analysis Focusing on the Business Model of European Credit Institutions Based on Data Prior to the Coronavirus Crisis

A 2008–2009-es gazdasági válságot követően a nyugat-európai bankcsoportok jelentősen csökkentették jelenlétüket a közép- és kelet-európai régióban, helyüket pedig sokszor utóbbi régió képviselői töltötték be. Ezen átrendeződésből kiindulva jelen kutatás célja az európai hitelintézeteket üzleti modelljük alapján klaszterekbe sorolni a koronavírus kezdete előtt megfigyelhető pénzügyi mutatóik szerint. Az eredmények alapján a szakirodalomban is megtalálható gyakori distinkció, a kereskedelmi banki működés és a befektetési banki profil közötti különbségeket identifikáljuk, a hitelintézetek ily módon elkülönülnek a kialakult klaszterekben. A nyugati-európai, valamint közép- és kelet-európai intézmények nem kerülnek szigorúan egy csoportba, de eloszlásuk jelentősen különbözik a klaszterekben. A külföldi anyabankú hitelintézetek csoportokon belüli részaránya szintén eltér a teljes eloszlástól, az anya- és leánybank pároknak pedig csak közel fele kerül egy klaszterbe az elemzés során.

Kulcsszavak: európai hitelintézetek, üzleti modell, klaszterelemzés

¹ Doktori hallgató, Pécsi Tudományegyetem Földtudományok Doktori Iskola, e-mail: nedu02@gmail.com
² A tanulmány az Innovációs és Technológiai Minisztérium Kooperatív Doktori Program Doktori Hallgatói Ösztöndíj Programjának a Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs Alapból finanszírozott szakmai támogatásával készült.

Following the economic crisis of 2008–2009, Western European banking groups have significantly reduced their presence in the Central and Eastern European region, which has often been replaced by representatives of the latter region. Based on this rearrangement, the aim of the present research is to cluster European credit institutions according to their business model using their financial indicators observed before the onset of the coronavirus. Based on the results, the common distinction observed in the literature, the differences between commercial banking operation and the investment banking profile are identified, thus credit institutions are separated in the formed clusters. Institutions in Western Europe and Central and Eastern Europe do not fit strictly into one cluster, but their distribution differs significantly across clusters. The share of credit institutions with foreign parents within groups also differs from the total distribution, and only almost half of the parent and subsidiary bank pairs are included in the same cluster in the analysis.

Keywords: European credit institutions, business model, cluster analysis

1. Bevezetés

A hitelintézetek működését, üzleti modelljét számos tényező befolyásolja. Az alapvető tulajdonosi hozzáállás, felfogás mellett hatással lehet rá az adott ország üzleti környezete, jogszabályai; az, hogy az adott intézmény bankcsoport tagja-e, vagy önállóan tevékenykedik; a kockázati étvágy alakulása; az iparági trendek; valamint a konjunktúra és válságidőszakok váltakozása. E tényezők folyamányaként klasszikus kereskedelmi banki, befektetési banki tevékenységet végző, valamint a kettő ötvözéséből kialakuló univerzális banki profilú hitelintézeteket szokás megkülönböztetni.³ A tanulmányban az európai intézményekre vonatkozóan alapvetően ezen üzleti modellek elkülönítésére vállalkozunk, valamint azt figyeljük meg, hogy földrajzi alapon és a tulajdonosi struktúra alapján hogyan csoportosulnak a bankok. A kutatás aktualitását leginkább abban látjuk, hogy a 2008–2009-es válságot követően csökkent a nyugat-európai (NYE-i) bankcsoportok közép- és kelet-európai (KKE-i) jelenléte. Ennek legjellemzőbb okai a NYE-i bankcsoportok által válságban elszenvedett tőkeveszteségek voltak, amelyek mind lokális, mind globális hatásokra visszavezethetők. Ez választás elé állította a külföldi banktulajdonosokat: vagy újratőkésítették ezen intézményeiket, vagy eladták azokat, és kivonultak a régióból.⁴ A válság és ezáltal e kivonulások legfontosabb következménye az addigi pénzügyi globalizációt erősítő trendek, valamint a határon átnyúló kapcsolatok növekedési ütemének megtorpanása, lelassulása volt. A jellemzően tőke-kivonással, vagy akár leánybank eladásával járó NYE-i befolyáscsökkenés a régióban

³ Gál Zoltán: *Pénzügyi piacok a globális térben*. Budapest, Akadémiai Kiadó, 2010. További lehetséges típusként a takarékbank, valamint a speciális bankok kerülnek elő Gál munkájában. Emellett megkülönböztethetők a hitelintézetek a kiszolgált ügyfelek alapján is, ekkor kiskereskedelmi (*retail*) és nagykereskedelmi (*wholesale*) típusokra bonthatók.

⁴ Gábor Kutasi: Stability of CEE Banks in the Crisis Years. *Civic Review*, 14. (2018), Special Issue. 241–254.



azért is különlegesen érdekes, mert sokszor a KKE-i régió képviselői vették át a nyugati bankcsoportok egységeit. Erre a leginkább szembetűnő példa a Société Générale SA és az OTP Bank Nyrt. esete, előbbi a gazdasági válság óta kilenc KKE-i országból is kivonult leánybankjai eladásain keresztül, amelyekből hatot az OTP Bank Nyrt. vásárolt meg (emellett négy további külföldi, de nem feltétlenül NYE-i banktól való vásárlás köthető az OTP-hez a régióban).⁵ Mindezen folyamatok hatással lehettek az addigi *status quora* a bankok üzleti modelljét és azok kategorizálását tekintve, csakúgy, mint ahogy várhatóan a koronavírus okozta válság is átrendezést hozhat a jövőben. E tulajdonosi átrendeződés többféle okból változtatható a válság előtti (és közvetlen utáni) helyzethez képest: a tulajdonosi struktúra változásával az alapvető működés és ezáltal sok karakterisztika (például kockázati étvágy) változhatott, valamint vélhetően ezen, eladás útján tulajdonosi kört cserélt intézmények stratégiai céljai is átalakultak, más szerepet kellett betölteniük bankcsoporti szinten egy NYE-i, majd egy KKE-i bankcsoport leánybankjaként.

A tanulmány mindezekből fakadóan alapvetően arra keresi a választ, hogy az európai bankok a koronavírus-válságot megelőző pénzügyi mutatóik alapján klaszterekbe helyezhetők-e olyan módon, hogy a tipikus üzleti modellek azáltal identifikálhatóvá váljanak. Három különböző hipotézissel élünk kutatásunk során. Először azt tesszük fel, hogy az általunk használt csoportosítási eljárás során heterogén klaszterek alakulnak ki, és így megkülönböztethetővé válnak a jellemzően klasszikus kereskedelmi banki tevékenységet űző, valamint az inkább befektetési banki profilú hitelintézetek. A kialakult csoportokat tekintve második hipotézisként azt várjuk, hogy a közép- és kelet-európai, illetve nyugat-európai országok hitelintézetei nagyrészt elkülönülnek egymástól, amit alapvetően a térségek eltérő üzleti környezetének tulajdonítunk. Ehhez kapcsolódóan azt is megvizsgáljuk, hogy a külföldi anyabankkal rendelkező intézmények egy-egy külön klaszterbe tömörülnek-e. Harmadik hipotézisként azzal a feltételezéssel élünk, hogy az anyabankok és leánybankjaik a klaszterelemzés során egyazon csoportba kerülnek, amit arra alapozunk, hogy a bankcsoportok vezető intézményeiben kialakított központi stratégiának befolyásoló szerepe van a leánybankok üzleti modelljét tekintve, amely hasonló működést eredményezhet ezen intézményekben. Tanulmányunkkal alapvetően azt szeretnénk egyrészt felmérni, hogy az utóbbi évek KKE-régiós tulajdonosi átrendeződésének hatására a jellemző banki üzleti modellek továbbra is elkülöníthetők-e a szakirodalomban tapasztaltakhoz hasonlóan. Emellett azt vizsgáljuk meg, hogy a tulajdonosi struktúra (és annak átrendeződése), valamint annak földrajzi hovatartozása jelentősen meghatározónak tekinthető-e az üzleti modellt tekintve; ezt a kialakult klaszterek különböző szempontú (földrajzi: régiós; tulajdonosi: anya- és leánybank) vizsgálatával tesszük meg. A tanulmányt a szakirodalmi áttekintéssel kezdjük, amelyet a felhasznált adatbázis és módszertan bemutatása követ. Ezután az eredményeket ismertetjük, majd összefoglaljuk az elemzés főbb következtetéseit.

⁵ S&P Capital IQ: *SNL Mergers & Acquisitions* (2021. október 28). A további 21 NYE-i bank által eladott, KKE-i bank által megvett, KKE-i régióbeli vásárlás esetében jellemzően egy célszágbeli bank vásárolt.



2. Szakirodalmi áttekintés

A téma szakirodalmi munkái hosszasan bemutatták már, hogy a pénzügyi közvetítőrendszer és a reálgazdaság milyen kapcsolatban állnak egymással, és ezáltal a pénzügyi közvetítőrendszer mennyire jelentős szereplője a gazdaságnak. Eleinte több elmélet is terítéken volt ezzel kapcsolatban:⁶ 1) a klasszikus növekedésemelvények szerint nincs kapcsolat a reálgazdasági növekedés és a pénzügyi rendszer között; 2) egy másik irányzat képviselői úgy tartják, hogy van kapcsolat a két szektor között, de a pénzügyi közvetítőrendszer követi a reálgazdaságot, alapvetően annak keresletét elégíti ki; míg 3) a harmadik csoportban az a jellemző felfogás, hogy a pénzügyi rendszer szerepe meghatározó, ok-okozati kapcsolat van a két szektor között, a pénzügyi rendszer is pozitívan hat a reálnövekedést tekintve. Utóbbi elméleti megközelítés végül konszenzusossá vált, amelyhez Robert G. King és Ross Levine kutatásai⁷ nagyban hozzájárultak. Egyik legjelentősebb közös empirikus tanulmányukban⁸ rögzítik, hogy a gazdasági növekedést a pénzügyi fejlettség megelőzi, okozza. Cikkükben 80 ország 1960–1989 közötti éves adatait vizsgálták, eredményeik alapján az adott ország pénzügyi fejlettségi szintje (privát hitel-GDP arány) és időbeli alakulása jelentősen és pozitívan befolyásolja a gazdasági növekedést (egy főre jutó reál GDP). Fontos kiemelni, hogy tanulmányukban kontrolláltak több országot, valamint szakpolitika-specifikus jellemzőre is, tehát ezeket figyelembe véve is jelentős hatást találtak. Ehhez kapcsolódó eredményre jut Levine,⁹ ő az adott ország jogi rendszerének eredete (német, angol, francia, skandináv) és pénzügyi fejlettsége közötti kapcsolatot vizsgálja. Eredményei alapján a hitelezői jogok védelme és a végrehajtás kivitelezése a pénzügyi fejlettség varianciájának több mint 50%-át magyarázza meg, így meghatározónak számít. Később Ross Levine – Norman Loayza – Thorsten Beck¹⁰ az előbbi jogi eredet változóval helyettesítik a pénzügyi fejlettséget az elemzésben (instrumentumváltozóként használják fel), és így mutatják meg a kapcsolatot a két szektor között, a reálgazdaságra való hatás meglétét. Mindezen, a pénzügyi rendszerrel kapcsolatos alapvető kérdést vizsgáló tanulmányok rámutatnak, hogy a földrajzi elhelyezkedés és az adott ország intézményrendszere milyen jelentős hatással lehet a banki működésre, annak hatékonyságára, és ezzel különböző üzleti modellekhez, banki stratégiákhoz vezethet.

Rátérve a fókuszukban és kutatási kereteikben hasonló tanulmányokra, a kutatások célja jellemzően a különböző üzleti modellek detektálása, ezen belül leginkább a kereskedelmi, befektetési és univerzális bankok megkülönböztetése, és kevésbé az országok közötti elemzés, valamint a (külföldi) tulajdonosi szerkezet vizsgálata az eredmény

⁶ Erdős Mihály – Mérő Katalin: *Pénzügyi közvetítő intézmények. Bankok és intézményi befektetők*. Budapest, Akadémiai Kiadó, 2010.

⁷ Robert G. King – Ross Levine: Finance and Growth: Schumpeter Might be Right. *The Quarterly Journal of Economics*, 108. (1993a), 3. 717–737.; Robert G. King – Ross Levine: Finance, Entrepreneurship, and Growth. Theory and Evidence. *Journal of Monetary Economics*, 32. (1993b), 3. 513–542.

⁸ King–Levine (1993a): i. m. 5.

⁹ Ross Levine: The Legal Environment, Banks, and Long-Run Economic Growth. *Journal of Money, Credit and Banking*, 30. (1998), 3/2. 596–613.

¹⁰ Ross Levine – Norman Loayza – Thorsten Beck: Financial Intermediation and Growth: Causality and Causes. *Journal of Monetary Economics*, 46. (2000), 1. 31–77.



tükrében. Robert Ferstl – David Seres¹¹ a bővülés miatt egyre heterogénebbé váló ausztriai bankpiac okán végzik az európai bankokat tartalmazó klaszterelemzésüket, azzal a céllal, hogy az osztrák bankok könnyebben összehasonlíthatóak legyenek az európai versenytársakkal. Felhasznált változóik alapján öt különböző klasztert azonosítanak a tipikus jellemzők kiemelésével, és ezeken belül értékelik a három legnagyobb osztrák bankot. Két időpontra (2007, 2011) készült elemzésük megmutatja, hogy a gazdasági válság hatására a bankok adaptálták üzleti modelljeiket. Thomas Humblot¹² szintén öt klaszterbe klasszifikálja az európai bankokat, de *top-down* hierarchikus módszerrel teszi mindezt a szokásos *bottom-up*, azaz agglomeratív módszer helyett. Kutatásában sikeresen elkülöníti a kereskedelmi bankokat a jellemzően nagyvállalatokat kiszolgáló befektetési hitelintézetektől, tehát azonosítja a tiszta *retail*, azaz betétgyűjtési és kamatjövedelem-fókuszú pénzügyintézeteket. André Lucas – Julia Schaumburg – Bernd Schwaab¹³ hatklasztteres dinamikus modellük segítségével a klaszterezés és annak jellemzőinek időbeli változásait vizsgálják. Arra jutnak, hogy az idő előrehaladtával közelednek egymáshoz a klaszterek, valamint, hogy átlagosan csak a bankok 3%-a mozog klaszterek között negyedévenként, így azok stabilnak tekinthetők. Bernardo P. Marques – Carlos F. Alves¹⁴ háromféle, addig kevésbé használt módszertannal¹⁵ és annak variációival járják újból körbe a témakört, eredményeik módszertan, változók és minta szempontjából robusztus klaszterezést mutatnak. Felix Molin¹⁶ pedig azt mutatja meg az egyéni fogyasztókat kiszolgáló *retail* és a nagyvállalatokra fókuszáló *wholesale* univerzális bankokat tartalmazó kétklasztteres elemzésében, hogy a bankok a 2008–2009-es gazdasági válság előtti állapothoz képest egészséges irányba változtak, az üzleti modelleket mutató klaszterek jellemzői megfelelőbbé váltak. Rym Ayadi – Emrah Arbak – Willem Pieter De Groen¹⁷ gazdaságpolitikai jellegű tanulmányukban az Európai Unió legnagyobb bankjai közül 26 bankot vizsgálnak meg a 2008–2009-es gazdasági válságra fókuszálva, amelyekből három klasztert alkotnak: *retail* fókuszú, *wholesale* fókuszú és befektetési bankokat különböztetnek meg, amelyekre alapozva többféle szakpolitikai javaslatot is

¹¹ Robert Ferstl – David Seres: *Clustering Austrian Banks' Business Models and Peer Groups in the European Banking Sector*. Oesterreichische Nationalbank (OeNB), Financial Stability Report 24. 2012. december. 79–95.

¹² Thomas Humblot: *Classification of European Banks According to Their Business Model. An Objective Approach*. BNP Paribas, 2020. július–augusztus.

¹³ André Lucas – Julia Schaumburg – Bernd Schwaab: *Dynamic Clustering of Multivariate Panel Data*. Tinbergen Institute Discussion Paper, 2020-009/III.

¹⁴ Bernardo P. Marques – Carlos F. Alves: *Using Clustering Ensemble to Identify Banking Business Models*. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management – An International Journal*, 27. (2020), 2. 66–94.

¹⁵ Ezek a puha *c*-közép (*fuzzy c-means*), az önszerveződő tulajdonságtérkép (*self-organizing maps*), valamint a medoidok körüli partícionálás (*partitioning around medoids*) módszertanok.

¹⁶ Felix Molin: *Cluster Analysis of European Banking Data*. Degree Project In Financial Mathematics. KTH Royal Institute, 2017.

¹⁷ Rym Ayadi – Emrah Arbak – Willem Pieter De Groen: *Business Models in European Banking*. Brussels, Centre For European Policy Studies, 2011.



tesznek.¹⁸ Matteo Farné – Angelos T. Vouldis¹⁹ változók széles köréből kiindulva változószám-redukciós módszerekkel modelleznek, és négy jól azonosítható és egy *outlier*, azaz kívülálló klaszterbe sorolják az eurózóna bankjait. Kutatásuk adatvezérelt, és az *outlier* szűrő elemzési módjával hoz be újítást a szakirodalmi munkákba. A releváns szakirodalom megmutatja, hogy általában hasonló célból készülnek az elemzések, az üzleti modellek identifikálását tűzik ki célul (ezen belül sokszor előkerül a kereskedelmi banki, befektetési banki profil), de ezt különböző módszerekkel, különböző időpontokra vagy időszavokra és különböző változókkal teszik, így egészítve ki a meglévő irodalmat.

Fontos szempont volt e cikkek esetében, hogy jelen tanulmányhoz az elemzésbe bevont változók tekintetében tudtak erős alapot szolgáltatni. A különböző tanulmányok különböző szempontoknak adtak nagyobb súlyt. Ferstl–Seres²⁰ a jövedelemtermelés kategóriáit helyezték előtérbe, Humblot²¹ ezeket a változókat több, mérlegre vonatkozó változóval egészítette ki, Lucas–Schaumburg–Schwaab²² a változókat mélyebb bontásban is vizsgálták (vállalati és lakossági hitelek), valamint bevették a hazai hitelarányt és explicite a vállalat méretet is (ez utóbbi rajtuk kívül Marques–Alves²³ munkájában is előkerült). Molin²⁴ üzleti modellt széles körben leíró változóhalmazt választott (kamat, finanszírozás, fedezés és kockázatoság kategóriákban), majd jelentőségük alapján szelektálta azokat. Ayadi – Arbak – De Groen²⁵ a kockázati profilra vonatkozóan dolgoztak bővebb változóhalmazból, valamint többek között a bank infrastruktúráját és tulajdonosi formáját (takarékok, szövetkezet, állami, privát bank, részvénytársaság), valamint vállalatvezetési stratégiáját (kifizetések, bónuszok) emelték be a változók közé. Farné–Vouldis²⁶ a felügyelethez köthető adatszolgáltatási adatok széles körét használták fel, és ezeket különböző változóselektációs eljárások segítségével szűkítették. Összességében ezek alapján a szakirodalomból merített változókat a következő kategóriákba soroltuk: a) Méret;²⁷ b) Jövedelem;²⁸ c) Hitelezés;²⁹

¹⁸ Ezek: rendszerszinten jelentős intézmények addicionális tőkekövetelményi előírása; egyszerűbb szabályok bevezetése, például tőkeáttételi arány; bankok felügyeleti jelentési kötelezettségeinek elektronikai sztenderdekhez kötése; felügyeleti adatok publikussá tétele; rendszeres ellenőrzés bevezetése.

¹⁹ Matteo Farné – Angelos T. Vouldis : Banks' Business Models in the Euro Area: A Cluster Analysis in High Dimensions. *Annals of Operations Research* 305. (2021). 23–57.

²⁰ Ferstl–Seres (2012): i. m. 9.

²¹ Humblot (2020): i. m. 10.

²² Lucas–Schaumburg–Schwaab (2020): i. m. 11.

²³ Marques–Alves (2020): i. m. 12.

²⁴ Molin (2017): i. m. 14.

²⁵ Ayadi – Arbak – De Groen (2011): i. m. 15.

²⁶ Farné–Vouldis (2021): i. m. 17.

²⁷ Összes eszköz változót tartalmazza.

²⁸ Kamateredmény aránya, díj- és jutalékeredmény aránya, kereskedési eredmény aránya, eszközarányos jövedelmezőség (ROA), sajáttőke-arányos jövedelmezőség (ROE), jövedelemarányos költségszint (CTI) változókat tartalmazza.

²⁹ Hitel/betét arány, hitel/eszköz arány, banki hitel arány, háztartási hitel aránya, vállalati hitel aránya, hazai hitel aránya változókat tartalmazza.



d) Kereskedés;³⁰ e) Forrásoldali jellemzők;³¹ f) Kockázatoság;³² g) Infrastruktúra, tulajdonosi szerkezet.³³ E változók képezték alapvetően az elemzési kört, további vizsgálódások, változószelekciók alapját. Ezenkívül nagy segítséget nyújtottak a téma átlátásában, jobb megismerésében a szakirodalmi művek változó készlet választásai, struktúrái, valamint ezek indoklásai.

3. Adatbázis és módszertan

Az elemzésben a működő európai hitelintézeteket (anya- és leánybankokat egyaránt) rendeztük különböző csoportokba, az adott intézmények 2019 év végi pénzügyi kimutatás adatainak figyelembevételével (a 2020-as adatok használatától az egyedi és nagy hatást kifejtő koronavírus-válság okozta sokk miatt tekintettünk el). Az elemzés alapját a Standard & Poor's Capital IQ³⁴ adatgyűjtése jelentette, amely széles körben lefedi az európai hitelintézeteket, valamint jó minőségben és elérhetőségben tartalmazza a hitelintézetek üzleti működésére vonatkozó pénzügyi mutatókat. Azon hitelintézetek halmazán készült el a kutatás, amelyek minden elemzésbe bevett változót tekintve rendelkeztek 2019 év végére vonatkozó adattal, ez 2301 európai hitelintézetet jelentett.

A kutatás során a hitelintézeteket klaszterelemzéses módszertannal soroltuk különböző csoportokba. A módszertan alapja az, hogy bizonyos megfigyeléshalmazra (esetünkben az európai hitelintézetekre) vonatkozó változók alapján nem irányított módon, egymáshoz képest heterogén, de önmagukon belül homogén csoportokat hozzon létre e változók szerint, egy meghatározott távolságdefiníció alapján, közeli megfigyelések csoportosításával. Két nagy csoportra oszthatók a klaszterelemzéses módszerek: a hierarchikus és a nem hierarchikus (jellemzően particionáló) módszerekre.³⁵ Az első halmazból a Ward-féle, utóbbiból pedig a *k*-középpontú algoritmussal futtattuk le elemzésünket.

³⁰ Értékpapírok aránya, derivatívok aránya, kereskedési eszközök aránya, repok aránya, likvid eszközök aránya (az összes eszközhöz viszonyítva) változókat tartalmazza.

³¹ Saját tőke aránya, adósság aránya, banki betét aránya, fogyasztói betét aránya, vállalati betét aránya, összes kötelezettség aránya (az összes eszközhöz viszonyítva) változókat tartalmazza.

³² Hitelezési kockázat/kamatkockázat aránya, kockázattal súlyozott eszközök/összes eszköz aránya (RWA), CET1 tőkeáttétel, T1 tőke aránya, fizikai tőke aránya változókat tartalmazza.

³³ Eszközarányos bankfiókszám, eszközarányos munkavállalók száma, tulajdonosi szerkezet (takarékbank, szövetkezeti bank, privát bank, állami bank, részvénytársaság) változókat tartalmazza.

³⁴ Lásd: www.capitaliq.spglobal.com/

³⁵ Kovács Erzsébet: *Többváltozós adatelemzés*. Budapest, Budapesti Corvinus Egyetem – Typotex Kiadó, 2014.



A k -középpontú algoritmus esetében a sokaságot úgy szeretnénk k diszjunkt csoportra osztani, hogy eközben minimalizáljuk a négyzetes eltérést:³⁶

$$\sum_S \sum_{x_j \in S_i} d(x_j, \mu_i)^2 \rightarrow \min, \quad (1)$$

ahol μ_i a csoportközépek (változónkénti átlagok, centroidok), $d(x_j, x_k)$ pedig x_j és x_k pontok (euklidészi) távolsága:³⁷

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_j^i - x_k^i)^2}, \quad (2)$$

ahol n a dimenziók, tehát a felhasznált változók számát mutatja. Fontos jellemzője a módszernek, hogy az algoritmus iteratív módon lokális optimumba kerül, valamint, hogy a klaszterek számát szükséges meghatározni annak alkalmazását megelőzően. A Ward-féle hierarchikus klaszterelemzés esetében az algoritmus az aktuálisan legközelebbi (egymáshoz képest leginkább hasonló) klaszterek (kezdetben pontok) összevonásával lép előre, teszi ezt mindaddig, amíg az eljárás végén csak egy klaszter marad.³⁸ A Ward-féle hierarchikus klaszterelemzés esetében nem az euklidészi távolságot, hanem annak négyzetét használtuk. Az algoritmus futásához nem kell megadni előre a klaszterek számát, az adott számosságú klasztereket utólag, a klaszterek összevonási sorrendjét (az egymástól való távolság szerint ábrázolva) mutató dendrogram alapján vissza lehet fejteni.

A modellezés folyamata során elsőként a szakirodalomban használt és általunk elérhető változókat gyűjtöttük össze. Ezután természetesen sztenderdizáltuk a változókat, hogy a nagyobb szórású jellemzők ne vigyék el az elemzést. Ezt követően az elemzésbe bevett változókra vonatkozóan korrelációs mátrixot készítettünk, hogy az ugyanazt vagy nagyon hasonló jellemzőt mutató változók közül lehetőleg csak egy-egy maradjon bent az elemzésben, ezzel is a kiegyensúlyozottabb fókuszú kutatást célozva. Ennek megfelelően azon változópárok esetében, amelyeknél a korreláció abszolút értékben meghaladta a 0,5-öt, csak egy változót hagyunk bent a további elemzésben. A korrelációs mátrixot az 1. táblázat mutatja.

³⁶ Ágoston Kolos Csaba: *Klaszterelemzés-előadás*. Többváltozós statisztikai modellezés kurzus, Budapesti Corvinus Egyetem, 2016/2017. I. félév.

³⁷ Kovács (2014): i. m. 33.

³⁸ Kovács (2014): i. m. 33.



A szelekciót követően a következő változók maradtak az elemzésben: a kamatbevétel teljes bevételhez viszonyított aránya, az eszközarányos jövedelmezőség (ROA), a jövedelemarányos költség (CTI), a mérlegfőösszeg logaritmus (MFÖ), a nettó hitel/betét mutató, az eszközarányos értékpapír-, banki betét-, adósság- és sajáttőke-állomány, a piaci és hitelkockázat hányadosa, valamint a kockázattal súlyozott eszköz érték az összes eszköz arányában (RWA/eszköz). E változók segítségével lettek lefuttatva a különböző klaszterelemző algoritmusok, amelyek az adatok elérhetőségének fényében végül 2301 európai hitelintézet csoportosítását tették lehetővé.

A modellezési folyamat következő lépésében annak érdekében, hogy a modellválasztás egyes paramétere ne legyenek teljesen szubjektívek és önkényesek, sokféle modellverziót lefuttattunk. A már említett particionáló k -középpontú, illetve Ward-féle hierarchikus modelleket is használtuk a modellezés során. Különböző klaszterszámú modellváltozatokat vizsgáltunk meg, a 4 és 30 közötti összes klaszterszámmal lefuttattuk a modelleket. Továbbá robusztusságvizsgálati céllal a változóhalmazból egyesével kivettünk egy-egy változót, így a végleges verziót össze tudtuk hasonlítani négy különböző modellverzióval, amelyek így 1–4 közötti számú változó kivételével lettek lefuttatva.

Az optimális modell megtalálásához több, különböző mérőszámot használtunk fel. Egyrésztől kiszámoltuk minden modellverziónál az úgynevezett átlagos silhouette értéket, amelyet a legfontosabb optimalizációt mérő statisztikaként kezeltünk. A silhouette azt mutatja meg egy adott megfigyelésre vonatkozóan, hogy az „megfelelő” klaszterbe került-e, a következő képlettel:³⁹

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))}, \quad (3)$$

ahol $a(i)$ az adott elem átlagos távolságát mutatja a többi elemtől a saját klaszterében, $b(i)$ pedig az átlagos távolságot a legközelebbi klaszter elemeihez képest. A -1 és 1 közé eső statisztika alapján az adott megfigyelés esetében az 1 közeli érték azt mutatja, hogy a megfigyelés stabilan a megfelelő klaszterhez tartozik, 0 esetén bizonytalan a besorolás, -1 esetében pedig stabilan más klaszterbe kellene sorolni a megfigyelést. Az összes megfigyelés silhouette értékének átlagolásával a modellverzióra is kapunk egy átlagos silhouette értéket, amely minél magasabb, annál stabilabbnak tekinthető a besorolás.

A modellverziók egymáshoz képest mért stabilitását az *adjusted rand index* (ARI) statisztikával mértük, amely azt mutatja meg, hogy két különböző klaszterezési eljárás mekkora részben vezet ugyanolyan csoportosításhoz, a klaszterek mennyire fednek át a két modellváltozatban.⁴⁰ A mutató páronként vizsgálja meg a megfigyeléseket a két modellverzióban a következő képlet alapján:

$$R = \frac{a+b}{a+b+c+d}, \quad (4)$$

³⁹ Peter J. Rousseeuw: Silhouettes. A Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20. (1987), november. 53–65.

⁴⁰ Nguyen Xuan Vinh – Julien Epps – James Bailey: Information Theoretic Measures for Clusterings Comparison. Is a Correction for Chance Necessary? In *Proceedings of the 26th International Conference on Machine Learning*. Montreal, Canada, 2003. 1073–1080.



ahol a azon megfigyeléspárok száma, amelyek ugyanabban a klaszterben találhatóak mindkettő modellverzióban, b azon megfigyeléspárok száma, amelyek egymástól különböző klaszterekben találhatóak az egyik és a másik modellezésnél is, c (d) pedig azon megfigyeléspárok számát mutatja, amelyek az egyik (másik) modellverzióban ugyanolyan (különböző) klaszterben, míg a másik (egyik) modellverzióban különböző (ugyanolyan) klaszterben találhatóak.⁴¹ Látható, hogy a statisztika értéke abban az esetben magas, és mutat ezáltal nagy hasonlóságot a két klaszterezési módszer között, amennyiben a megfigyeléspárok nagy része az a és b halmazba kerül.

Végül a Calinski–Harabasz pseudo-F index értékét használtuk még fel vizsgálódásunk során, amely a klaszterek számának optimalizálásában segít a legjobban heterogénizáló klaszterelemzés azonosításával. Az index azt mutatja meg, hogyan aránylik a klaszterek közötti variancia a klasztereken belüli varianciához a következő képlet alapján:⁴²

$$\text{Pseudo } F = \frac{GSS / (K-1)}{WSS / (N-K)} \quad (5)$$

ahol N a megfigyelések száma, K a klaszterek száma, GSS a klaszterek közötti négyzetösszeg, WSS pedig a klasztereken belüli négyzetösszeg. A statisztika magas értékei szoros és egymástól megfelelő módon szétválasztott klasztereket mutatnak.

Ezen optimalizálást segítő módszerek segítségével végül a hétklaszteres k -középpontú⁴³ klaszterelemzés lett a végső modell a kutatás során, amely a feljebb részletezett, mind a 11 változót tartalmazta. Ahogy az 1. ábrán látható, ennél a verzióknál volt a legmagasabb, átlagosan 0,19-es a silhouette érték a különböző számú k -középpontú klaszterelemzéses futtatások közül, ami a legstabilabb csoportosításról tesz tanúbizonyságot. Emellett változókivétel esetén is ez a verzió mutatta a legnagyobb stabilitást, egy változó (eszközarányos banki betétállomány) kivétele esetén a modellverziók közül a legnagyobb, 0,76-os ARI-értékkel, 1–4 változó kivétele⁴⁴ esetén pedig 0,51-es átlagos ARI-értékkel, amely a második legmagasabb volt a vizsgált klaszterszámú modellek közül. Az ARI értéke szintén e klaszterszámnál bizonyult a legnagyobbak az azonos klaszterszámú k -középpontú és Ward-féle klaszterelemzés összehasonlításánál is (ARI: 0,43), míg a hat- és nyolcklaszteres verzióval való átfedés is erősnek bizonyult, sorrendben 0,75-ös és 0,76-os ARI-értékekkel. A hétklaszteres elemzés kiválasztását a Calinski–Harabasz pseudo-F index részben támasztotta alá, amely a 4. legmagasabb

⁴¹ Könnyen megmutatható, hogy $a+b+c+d$ az összes megfigyeléspárt takarja, amely így megegyezik $n \times (n - 1) \times 2$ -vel.

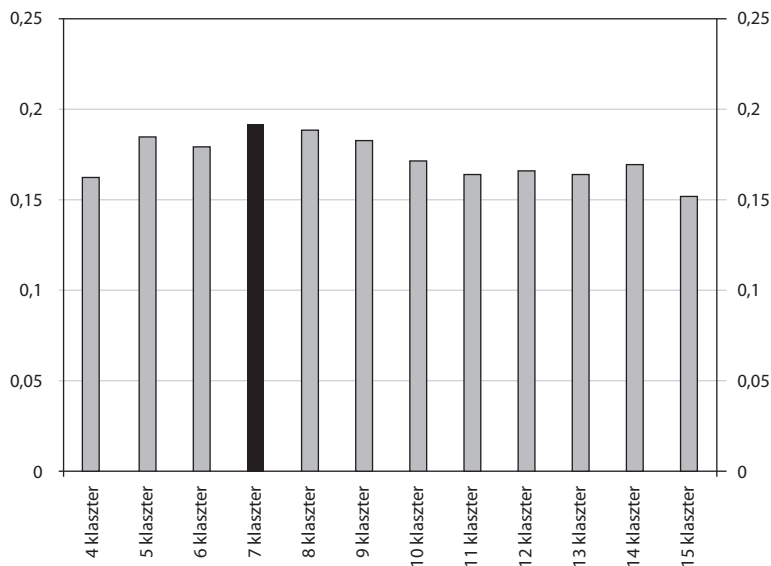
⁴² Leland Wilkinson et al.: Cluster Analysis. In *Multivariate Analysis in Psychology and Education Course*. University of Illinois Urbana-Champaign, 2012. 6sz.

⁴³ A Ward-féle hierarchikus klaszterelemzés relatíve érzékenynek bizonyult változó kivételt tekintve, a különböző változókészletű modellverziók közötti ARI-értékek jelentősen alacsonyabban alakultak náluk, mint a k -középpontú modellverzióknál, a legmagasabb átfedés egy változó kivétele esetén ARI: 0,47 volt. Ezen érzékenységet befolyásolhatta továbbá az is, hogy a tanulmányban használt adatsor nagymintának minősül, míg a hierarchikus klaszterelemzési módszer főképp kismintás adatbázisoknál eredményez megfelelő elemzést.

⁴⁴ A változókat a következő sorrendben vettük ki a modellekből: 1. eszközarányos banki betétállomány; 2. eszközarányos adósságállomány; 3. eszközarányos értékpapír-állomány; 4. piaci és hitelkockázat hányadosa.



értéket vette fel ennél a modellverziónál. Az index értéke e végső modellben 305,27 volt, amely a kialakult csoportok homogenitását tekintve 2301 megfigyelés és hét klaszter esetén azt mutatja, hogy a csoportok közötti variancia a csoportokon belüli variancia 80%-át teszi ki.⁴⁵ További stabilitási, robusztussági vizsgálatként lefuttattuk a kiválasztott modellt oly módon is, hogy a változóértékekhez a 2017–2020 közötti, a 2018–2020 közötti, illetve a 2018–2019 közötti évek átlagát rendeltük, valamint oly módon is, hogy az alapmodell 2019-es adatait a kiugró értékektől megtisztítottuk. E modellverziók a végső modellünkkel való átfedést tekintve sorrendben 0,49-es, 0,53-as, 0,49-es, illetve 0,90-es ARI-értéket mutattak.⁴⁶



1. ábra: k -középpontú klaszterelemzések silhouette értékei klaszterek száma alapján

Megjegyzés: Minden modellváltozat tartalmazza mind a 11 feljebb említett változót. A 16–30 darab klaszterrel futtatott verziók alacsonyabb silhouette értékük okán nem szerepelnek az ábrán.

Forrás: a szerző szerkesztése S&P Capital IQ (2021): i. m. alapján

4. Eredmények

A kiválasztott modell, a hétklasztteres k -középpontú klaszterelemzés során kialakult klaszterek a 2. táblázatban láthatók, amelyen az adott klaszterbe kerülő megfigyelések száma és a felhasznált sztenderdizált változók klaszterátlagai szerepelnek. A hét

⁴⁵ A csoportok homogenitását tekintve releváns információt tartalmaz a belső és külső variancia aránya (és így a Calinski-Harabasz pseudo-F index is természetesen), a csoportosítás relatív minőségét tekintve viszont az egyéb paramétereket használó klaszterezésekkel való összehasonlítás során kaphatunk további releváns információkat.

⁴⁶ Az átfedések mértékét (ARI-mutatók) befolyásolhatja, hogy a k -középpontú klaszterelemzés a kiindulóponttól függően egy adott lokális optimumba kerül.



klaszterből a 5-ös, 6-os és a 7-es klaszter hitelintézetei jellemzően inkább a klasszikus kereskedelmi bankolást, az 1-es, 3-as és leginkább a 2-es klaszter a befektetési bankolást képviselik. A kereskedelmi banki profilú hitelintézeteket tartalmazó klaszterekben jellemzően az átlagnál magasabb a kamatbevétel aránya (ez alól a 7-es klaszter kivétel), magasabb a nettó hitel/betét arány és alacsonyabb az eszközarányos értékpapír-állomány, valamint a piaci/hitelkockázat arány, előbbi kettőt a pozitív átlagos értékek, míg utóbbiakat a negatív átlagos értékek jelzik. A mérlegfőösszeg-változó⁴⁷ alapján látható, hogy a 922 elemű és így legnagyobb 5-ös klaszterbe kerültek a legkisebb hitelintézetek (az átlagos MFÖ-érték kizárólag itt alacsonyabb, mint a mintaátlag), a relatíve nagy elemszámú 6-os klaszter a legnagyobb bankokat tartalmazza, míg a relatíve kisebb elemszámú 7-es klaszter szintén nagybankokat tartalmaz. A kissé outliernek tekinthető, alacsony elemszámú 4-es klaszter a kedvezőtlen helyzetű hitelintézeteket tartalmazza, kiugróan alacsony jövedelmezőségükkel, valamint kiugróan magas jövedelemarányos működési költségeikkel. Legmagasabb átlagos kamatbevétel-arányuk okán viszont e klaszter hitelintézetei is inkább a kereskedelmi banki profilúak közé sorolhatók. Összességében látható, hogy az inkább kereskedelmi banki profilú klaszterek az összes hitelintézet több mint kétharmadát foglalják magukban, az európai hitelintézetek esetében ez a jellemzőbb működési forma, ide sorolható a kisebb hitelintézetek népes csoportja, valamint a nagybankok jelentős része is.

2. táblázat: A hétklaszeres k-középpontú klaszterelemzés során kialakult klaszterek jellemzők szerint

Klaszter	1	2	3	4	5	6	7
Megfigyelésszám	570	13	144	42	922	475	135
Kamatbevétel-arány	0,12	-0,54	-1,35	0,62	0,11	0,18	-0,11
MFÖ	0,18	0,10	0,14	0,06	-0,12	1,00	0,55
ROA	-0,04	0,16	0,01	-0,31	-0,03	0,07	-0,02
CTI	-0,03	-0,06	0,40	3,81	0,12	-0,64	-0,17
Nettó Hitel/Betét	-0,64	-1,10	-1,05	-0,22	0,05	0,50	1,94
Értékpapírok/Eszközök	1,28	1,23	0,15	0,01	-0,31	-0,29	-0,21
Banki betét/Eszközök	-0,17	-0,36	-0,41	-0,22	-0,09	-0,27	2,06
Adósság/Eszközök	-0,10	-0,08	-0,08	-0,05	-0,09	0,04	-0,05
Saját tőke/Eszközök	0,02	0,03	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02
Piaci/Hitelkockázat	-0,01	7,19	0,27	-0,05	-0,12	-0,07	-0,06
RWA/Eszközök	-0,03	-0,02	-0,03	-0,03	0,00	-0,03	-0,03

Megjegyzés: A változók sztenderdizáltak, egy cellában az adott klaszter átlagos változóértéke szerepel.

Forrás: a szerző szerkesztése S&P Capital IQ (2021): i. m. alapján

A befektetési banki profil leginkább a 2-es klaszter elemeinek átlagos értékein fedezhető fel, de az 1-es és a 3-as klaszter elemeit is az ehhez hasonló üzleti modellű bankok közé soroltuk. A nagyon kevés, 13 elemű 2-es klaszter kiugróan befektetési banki profilú

⁴⁷ Ahogy a módszertanban említettük, a mérlegfőösszeg logaritmusának sztenderdizálta szerepel az elemzésben a szakirodalomhoz hasonlóan.



hitelintézeteket tartalmaz, ez a változók értékein is látszik: a kamatbevétel aránya a második legalacsonyabb, a hitel/betét arány a legalacsonyabb, a piaci és hitelkockázat aránya kiugróan a legmagasabb, az eszközarányos értékpapír-állomány pedig a második legmagasabb a klaszterek közül. Emellett a kiugróan magas jövedelmezőség és saját tőkével való ellátottság jellemzi ezt a csoportot, e változóknál is a legmagasabb értékek láthatók a 2. klasztert tekintve. Az eszközarányos értékpapír-állomány változó a 1-es és 3-as klaszterben is magasabb átlagos értéket vesz fel a mintaátlagnál (az 1-es klaszter esetében a legnagyobb), a kamatbevétel aránya a 3-as klaszterben kiugróan alacsony értéket mutat, az 1-es klaszternél viszont meghaladja a mintaátlagot. Mindkét klaszter a mintaátlagnál alacsonyabb nettó hitel/betét aránnyal és RWA/eszköz aránnyal rendelkezik, amelyek szintén a befektetési banki üzleti modellt támasztják alá. A piaci és hitelkockázat arányát tekintve a 3-as klaszterben látható a mintaátlagnál magasabb érték, az 1-es klaszter átlaga éppen nem éri azt el, de így is a 2. és 3. legmagasabb értékek fedezhetők fel ennél a két klaszternél. Az 1-es klaszter a második legnépesebb 570 elemével, míg a 3-as klaszter hasonló nagyságú, mint a 7-es klaszter, 144 hitelintézetet tartalmaz, de mindhárom befektetési banki profilú klaszterbe jellemzően a mintaátlagnál nagyobb hitelintézetek kerültek be. A befektetési banki profil legtisztábban a 2-es klaszter esetében azonosítható, utána a 3-as, végül az 1-es klaszter következik, amely bár így is inkább a befektetési banki profilú csoportba sorolandó, a legközelebb áll az univerzálisabb (két profil tulajdonságait ötvöző) hitelintézeti működéshez.⁴⁸ Összességében a jellemzően befektetési banki profilú hitelintézeteket tartalmazó klaszterek az európai bankok közel egyharmadát tartalmazzák, amelyek jellemzően az intuíciónak megfelelően méretüket tekintve az átlagosnál nagyobb hitelintézetek.

Amellett, hogy a klaszterek jellemzőiből a kirajzolódó üzleti modelleket azonosítjuk, másik oldalról a klasztereket képző megfigyeléseket érdemes szemügyre venni. Több szempontból vizsgáltuk meg az eloszlást: egyrészt megnéztük azt, hogy a közép- és kelet-európai,⁴⁹ illetve a nyugat-európai⁵⁰ hitelintézetek hova sorolódtak be, másrészt a külföldi anyabankkal rendelkező hitelintézetek besorolásait vettük górcső alá, majd vizsgáltuk, hogy az anya- és leánybankok mekkora arányban kerültek ugyanabba a klaszterbe. A 3. táblázat a KKE-i és a NYE-i országok hitelintézeteinek eloszlását mutatja a kialakult klaszterekben. Látható, hogy olyan egyértelmű eltérés a két csoport között nem tapasztalható, hogy azáltal azok teljes mértékben különböző klaszterekben szerepeljenek egymástól. Kijelenthető tehát, hogy a két régió képviselői heterogén módon helyezkednek el a klaszterek között, viszont vannak jelentős különbségek a két régió csoportokon belüli részarányát tekintve. Bár érdekes módon a magyar hitelintézetek fele oda került, a KKE-i országok alul-, a NYE-i országok felülreprezentáltak az 1-es, alapvetően befektetési banki profilú, de az univerzális profilhoz legközelebb álló

⁴⁸ Ezt a másik két befektetési banki profilú klaszterhez képest mért magasabb kamatbevételi arány, alacsonyabb piaci és hitelkockázat arány és magasabb nettó hitel/betét arány támasztja alá.

⁴⁹ Ebbe a csoportba a következő országokat soroltuk: Albánia, Bosznia-Hercegovina, Bulgária, Horvátország, Csehország, Észtország, Magyarország, Lettország, Litvánia, Montenegró, Észak-Macedónia, Lengyelország, Románia, Szerbia, Szlovákia, Szlovénia.

⁵⁰ Ebbe a csoportba a következő országokat soroltuk: Andorra, Ausztria, Belgium, Franciaország, Németország, Írország, Olaszország, Monaco, Hollandia, Portugália, San Marino, Spanyolország, Svájc, Egyesült Királyság, Vatikán.



klaszterben. A KKE-i országok felülreprezentáltak továbbá a 4-es klaszterben, amely a kedvezőtlen helyzetben lévő, gyenge jövedelmezőségű bankokat foglalja magában. Jelentős különbség a részarányt tekintve a klasszikus kereskedelmi banki profilú, méretet tekintve legnagyobb bankokat tartalmazó 6-os klaszterben tapasztalható még, ahol relatíve több KKE-i és kevesebb NYE-i ország található. Ezzel szemben a legnagyobb elemszámú, kis hitelintézeteket tartalmazó, de szintén kereskedelmi banki profilú 5-ös klaszterben relatíve alacsonyabb a KKE-i országbeli bankok aránya. Összességében az látható, hogy földrajzi alapon nem determinisztikus a hitelintézetek üzleti modell alapú klasztereinek kialakulása, de jelentős részaránybeli különbségek tapasztalhatók a KKE-i és NYE-i régió között.

3. táblázat: A KKE-i és NYE-i országok hitelintézeteinek eloszlása az elemzés során kialakuló klaszterekben

Klaszter	Darabszám				Arány (%)			
	Összes	NYE	KKE	Magyar	Összes	NYE	KKE	Magyar
1	570	485	37	4	24,8	29,1	18,7	50,0
2	13	4	0	0	0,6	0,2	0,0	0,0
3	144	80	15	1	6,3	4,8	7,6	12,5
4	42	26	9	0	1,8	1,6	4,5	0,0
5	922	687	68	2	40,1	41,3	34,3	25,0
6	475	269	62	1	20,6	16,2	31,3	12,5
7	135	113	7	0	5,9	6,8	3,5	0,0
Összes	2301	1664	198	8	100,0	100,0	100,0	100,0

Forrás: a szerző szerkesztése S&P Capital IQ (2021): i. m. alapján

A külföldi anyabankkal rendelkező hitelintézetek részarányát az egyes klaszterekben a 4. táblázat mutatja. Ezen intézmények esetén sem látható egyértelműen egy vagy két klaszterbe sorolódás, heterogén módon oszlanak el a klaszterek között. Összességében nem található egyértelmű eltolódás esetükben sem a kereskedelmi és befektetői banki fókuszú intézmények részarányát tekintve, az 1-es és 5-ös klaszterekben jelentősen alul-, a 3-as, 4-es, 6-os, 7-es klaszterekben pedig jelentősen felülreprezentáltak. Ez szinte teljesen egybevág a KKE-i országok hitelintézeteinek relatív eloszlásával, kizárólag a 7-es klaszterben látható különböző irányú eltérés a mintaátlag részarányától, itt a KKE-i országok alul-, a külföldi anyabankkal rendelkező országok felülreprezentáltak. Ez az összefüggés nagyrészt annak köszönhető, hogy az európai hitelintézeti piacon a külföldi anyabankkal rendelkező leánybankok között jelentősen felülreprezentáltak a KKE-i régió intézményei, amelyek általában NYE-i országból származó anyabankkal rendelkeznek. Ennek megfelelően a külföldi anyabankú leánybankok 41%-a tartozik KKE-i országhoz, amely a KKE-i bankok 65%-át teszi ki, míg 37%-a NYE-i országhoz, amely a NYE-i intézmények mindössze 7%-át foglalja magában. Az anya- és leánybankokat tekintve (ekkor az azonos származási országú hitelintézetpárok is bekerültek az elemzésbe) látható összefüggés a besorolásra vonatkozóan, de nem teljesül teljes mértékben, hogy azok egyazon klaszterbe kerültek volna. A 251 anyabank-leánybank párosból 109 esetben (43,4%) kerültek a hitelintézetek egyazon klaszterbe, a többi esetben,



amely érdekes módon minden magyar leánybank esetét lefedi, különböző klaszterekbe sorolódtak.

4. táblázat: A külföldi anyabankkal rendelkező hitelintézetek eloszlása az elemzés során kialakuló klaszterekben

Klaszter	Darabszám		Arány (%)	
	Összes	Külföldi anyabankkal rendelkező	Összes	Külföldi anyabankkal rendelkező
1	570	45	24,8	14,3
2	13	2	0,6	0,6
3	144	48	6,3	15,3
4	42	20	1,8	6,4
5	922	70	40,1	22,3
6	475	97	20,6	30,9
7	135	32	5,9	10,2
Összes	2301	314	100,0	100,0

Forrás: a szerző szerkesztése S&P Capital IQ (2021): i. m. alapján

5. Összefoglalás

Jelen tanulmányban klaszterelemzéses módszertan segítségével tettünk kísérletet az európai bankok csoportosítására azok pénzügyi mutatóinak felhasználásával. Alapvető célként a jellemző üzleti modellek identifikálását és külön csoportokba rendezését, a KKE-i és NYE-i országok intézményeinek besorolását, valamint az anyabanki-leánybanki viszonyok megvizsgálását tűztük ki. A kutatást meghatározta, hogy a klaszterelemzéses módszertan keretei között a végső modellt különböző optimalitást mérő statisztikákkal választottuk ki, valamint e modell stabilitását, robusztusságát is megvizsgáltuk. A koronavírus-válság kezdete előtti utolsó év, tehát 2019 év végi adatok alapján elkészült elemzés azon kezdeti hipotézist igazolta, hogy a pénzügyi mutatók segítségével jól identifikálhatók és csoportokba rendezhetők a klasszikus kereskedelmi banki, valamint a befektetési banki profilú hitelintézetek, a kialakult hét klaszterből négy az előbbi, három az utóbbi halmaz hitelintézeteiből állt össze. A NYE-i és a KKE-i bankok bár nem különültek el egyértelműen, azaz nem kerültek feltétlenül külön-külön klaszterekbe, így az erre vonatkozó hipotézis nem igazolódtott be, de lényegi eltérések voltak tapasztalhatók közöttük, egymáshoz képest eltérő módon alakultak részarányaik a különböző klaszterekben. A teljes mintabeli arányokhoz képest eltérő részarányok állapíthatók meg a nagy arányban KKE-i országban tevékenykedő, külföldi anyabankkal rendelkező hitelintézeteknél is a különböző klasztereket tekintve. Mindezekről függetlenül, ha a két nagy banki profilra aggregáltuk a klasztereket, nem volt érzékelhető jelentős különbség a NYE-i, KKE-i és a külföldi anyabankú hitelintézetek részarányait tekintve a minta eloszlásához képest. Ezek az eredmények azt mutatják, hogy tisztán földrajzi alapon, illetve tulajdonosi struktúráját tekintve kisebb különbözőségek ténylegesen azonosíthatók a banki üzleti modelleket tekintve, de lényegi, alapvető



működést jellemző eltérések nem érhetőek tetten a használt kutatási keret segítségével. Az anya- és leánybankok tekintetében szintén nem lelhető fel egyértelmű kapcsolat a működésben, de a hasonlóságot alátámasztja, hogy az anyabank-leánybank párok közel fele került azonos klaszterbe. További két kutatási irányt látunk a jövőben megvalósíthatónak, egyrészt további változók kutatásba bevételét, másrészt azt, hogy a jelen kutatásban megalkotott koronavírus-válság előtt felmért állapotot egy korábbi, esetleg a 2008–2009-es gazdasági válság után kialakult állapottal vessük össze.

Felhasznált irodalom

- Ayadi, Rym – Emrah Arbak – Willem Pieter De Groen: *Business Models In European Banking*. Brussels, Centre For European Policy Studies, 2011. Online: <https://doi.org/10.2139/ssrn.1945779>
- Ágoston Kolos Csaba: *Klaszterelemzés-előadás*. Többváltozós statisztikai modellezés kurzus, Budapesti Corvinus Egyetem, 2016/2017. I. félév.
- Erdős Mihály – Mérő Katalin: *Pénzügyi közvetítő intézmények. Bankok és intézményi befektetők*. Budapest, Akadémiai Kiadó, 2010.
- Farné, Matteo – Angelos T. Vouldis: Banks' Business Models in the Euro Area: A Cluster Analysis in High Dimensions. *Annals of Operations Research* 305. (2021). 23–57. Online: <https://doi.org/10.1007/s10479-021-04045-9>
- Ferstl, Robert – David Seres: *Clustering Austrian Banks' Business Models and Peer Groups in the European Banking Sector*. Oesterreichische Nationalbank (OeNB), Financial Stability Report 24. 2012. december. 79–95. Online: www.oenb.at/dam/jcr:9f5fecf1-1624-49ff-8ffd-8a9823115542/fsr_24_special_topics_03_tcm16-252045.pdf
- Gál Zoltán: *Pénzügyi piacok a globális térben*. Budapest, Akadémiai Kiadó, 2010.
- Humblot, Thomas: Classification Of European Banks According To Their Business Model. An Objective Approach. *BNP Paribas*, 2020. július–augusztus. Online: <https://bit.ly/3dVO5CW>
- King, Robert G. – Ross Levine: Finance and Growth: Schumpeter Might be Right. *The Quarterly Journal of Economics*, 108. (1993a), 3. 717–737. Online: <https://doi.org/10.2307/2118406>
- King, Robert G. – Ross Levine: Finance, Entrepreneurship, and Growth. Theory and Evidence. *Journal of Monetary Economics*, 32. (1993b), 3. 513–542. Online: [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(93\)90028-E](https://doi.org/10.1016/0304-3932(93)90028-E)
- Kovács Erzsébet: *Többváltozós adatelemzés*. Budapest, Budapesti Corvinus Egyetem – Typotex Kiadó, 2014. Online: <https://bit.ly/3pSHTyv>
- Kutasi, Gábor: Stability of CEE Banks in the Crisis Years. *Civic Review*, 14. (2018), Special Issue. 241–254. Online: <https://doi.org/10.24307/psz.2018.0416>
- Levine, Ross: The Legal Environment, Banks, and Long-Run Economic Growth. *Journal of Money, Credit and Banking*, 30. (1998), 3/2. 596–613. Online: <https://doi.org/10.2307/2601259>
- Levine, Ross – Norman Loayza – Thorsten Beck: Financial Intermediation and Growth: Causality and Causes. *Journal of Monetary Economics*, 46. (2000), 1. 31–77. Online: [https://doi.org/10.1016/S0304-3932\(00\)00017-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3932(00)00017-9)



- Lucas, André – Julia Schaumburg – Bernd Schwaab: Dynamic Clustering of Multivariate Panel Data. *Tinbergen Institute Discussion Paper*, 2020-009/III. Online: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3531721>
- Marques, Bernardo P. – Carlos F. Alves: Using Clustering Ensemble to Identify Banking Business Models. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management – An International Journal*, 27. (2020), 2. 66–94. Online: <https://doi.org/10.1002/isaf.1471>
- Molin, Felix: *Cluster Analysis of European Banking Data*. Degree Project In Financial Mathematics. KTH Royal Institute, 2017. Online: www.math.kth.se/matstat/seminarier/reports/M-exjobb17/171213.pdf
- Rousseeuw, Peter J.: Silhouettes. A Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20. (1987), november. 53–65. Online: [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7)
- S&P Capital IQ: *SNL Mergers & Acquisitions* (2021. október 28). Online: [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7)
- Vinh, Nguyen Xuan – Julien Epps – James Bailey: Information Theoretic Measures for Clusterings Comparison: Is a Correction for Chance Necessary? In *Proceedings of the 26th International Conference on Machine Learning*. Montreal, Canada, 2009. 1073–1080. Online: <https://doi.org/10.1145/1553374.1553511>
- Wilkinson, Leland – Laszlo Engelman – James Corter – Mark Coward: Cluster Analysis. In *Multivariate Analysis in Psychology and Education Course*. University of Illinois Urbana-Champaign, 2012. ősz. Online: http://cda.psych.uiuc.edu/multivariate_fall_2012/systat_cluster_manual.pdf

