A hazai FinTech-cégek exportaktivitásának elemzése*

Fáykiss Péter – Ónozó Lívia

Elemzésünkben a hazai FinTech-KKV-kat vizsgáljuk mikroadatok felhasználásával a hazai FinTech-szektor vállalatainak exportaktivitására fókuszálva. Tanulmányunk nemcsak a vizsgált vállalkozások köre, hanem a felhasznált adatbázis egyedisége miatt is újdonságtartalommal bír, hiszen eddig kevéssé használt vállalati adatok segítségével próbáltunk mélyebb képet adni a hazai FinTech-cégekről. Vizsgálatunk célja kettős: egyrészt az érintett cégek éves beszámolóiból kinyerhető vállalati jellemzők alapján klaszterelemzéssel jól elkülöníthető csoportokba rendezzük a hazai FinTech-cégeket, másrészt a keresztmetszeti adatokon logisztikus regressziós becslés felhasználásával azonosítjuk a hazai FinTech-cégek exporttevékenységére ható legfontosabb tényezőket. Eredményeink alapján elmondható, hogy a hazánkban aktív FinTech-cégek három jól elkülöníthető klaszterbe sorolhatók a bevont vállalati karakterisztikák – az exportrészesedés, a létszám és különböző pénzügyi mutatók – alapján. A három klaszterből a legmagasabb exportrészesedéssel bíró FinTech-vállalatok csoportjában a közepes méretű vállalatok alkotják a klaszter felét, és a csoportot magas mérlegfőösszeg-arányos hozzáadott érték jellemzi. Logisztikus regressziós becslésünk alapján az általunk vizsgált FinTech-cégek körében az exportálás valószínűségére a hozzáadott érték, a létszám és a külföldi tulajdon esetében szignifikánsan pozitív hatás azonosítható.

Journal of Economic Literature (JEL) kódok: G23, G3, L26, O33

Kulcsszavak: FinTech, export, klaszterelemzés

1. Bevezetés

A digitális pénzügyi szolgáltatások egyre inkább alapvető részévé válnak a modern pénzügyi rendszereknek. A FinTech-szektor globális szinten is dinamikusan nő: egyre több ügyfél, egyre szélesebb termékkínálat jellemzi, ezt a trendet pedig speciális keresleti, kínálati és technológiai faktorok is erősítik (*MNB 2020*). A FinTech-cégek jelenleg még mindig sokak számára elsősorban végfelhasználóknak, fogyasztóknak

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

Fáykiss Péter a Magyar Nemzeti Bank igazgatója. Email: faykissp@mnb.hu
Ónozó Lívia a Magyar Nemzeti Bank elemzője. Email: onozol@mnb.hu

A magyar nyelvű kézirat első változata 2020. június 16-án érkezett szerkesztőségünkbe.

DOI: http://doi.org/10.25201/HSZ.19.4.6082

szolgáltató vállalkozásokként jelennek meg, egyre szembetűnőbb azonban, hogy egy jelentős csoportjuk alapvetően üzleti felhasználókat, más vállalkozásokat szolgál ki.

Jelen tanulmányunkban a „FinTech" kifejezést alapvetően a Financial Stability Board (FSB) definíciója[1] alapján használjuk (*FSB 2017*), azaz azokat a technológiaorientált innovációkat biztosító vállalkozásokat tekintjük FinTech-cégeknek, amelyek a pénzügyi szolgáltatási szektorban érdemi hatással bíró, új üzleti modelleket, alkalmazásokat, folyamatokat, szolgáltatásokat vagy termékeket állítanak elő. Jellemzően tehát ezek olyan technológiai fókuszú vállalkozások, amelyek vagy valamilyen technológiai jellegű megoldást nyújtanak az értéklánc valamely elemében/elemeiben a pénzügyi szolgáltatást biztosító intézményeknek, vagy valamilyen pénzügyi termékhez kapcsolódóan nyújtanak szolgáltatásokat a végfelhasználóknak. Ez azonban nem felétlenül jelenti azt, hogy csak felügyeleti engedéllyel nyújtható szolgáltatás lehet, több olyan terület is azonosítható, ahol a FinTech-cégek nem engedélyköteles szolgáltatást nyújtanak. A szakirodalomban természetesen ettől eltérő definíciókkal is találkozhatunk (lásd többek között *Arner et al. 2015,* vagy *Kim et al. 2016*). Elemzésünkben mi az egyre meghatározóbbá váló FSB-definíciót tartottuk irányadónak.

A Magyar Nemzeti Bank (MNB) adatai alapján Magyarországon 2018-ban több mint 110 FinTech-cég működött. A hazai FinTech-szektor mintegy 5 000 embert alkalmazott a 2018-as beszámolók adatai alapján, az összesített éves árbevételük megközelítette a 120 milliárd forintot. E cégek túlnyomó többsége alapvetően „business to business" szolgáltatást nyújtott, azaz elsősorban üzleti ügyfeleket célzott meg. A teljes szektor jövedelmezősége magas volt, ami jelentős részben a nagyobb, sokszor külföldi tulajdonú vállalkozásoknak volt köszönhető. A szektort erős növekedés jellemezte az elmúlt években, mind az árbevétel, mind az alkalmazotti létszám érdemben növekedett (*MNB 2020*). Megállapítható, hogy bár a hazai FinTech-szektor jelenlegi mérete, nemzetgazdasági súlya eltörpül (5 százalék alatti) a teljes pénzügyi, biztosítási tevékenységi és az információs, kommunikációs nemzetgazdasági ágakhoz képest[2], két okból mégis jelentős szegmensnek tekinthető. Egyrészt ezen cégek sokszor magas hozzáadott értékkel rendelkeznek, így képesek lehetnek jelentős exporttevékenységre, ami növekedési szempontból kulcstényező lehet, másrészt az általuk alkalmazott versenyképes technológiai megoldások nem csupán a saját hatékonyságukat javíthatják, hanem a pénzügyi szolgáltatások értékláncába beépülve a teljes hazai pénzügyi rendszer versenyképességét erősíthetik, katalizálhatják, ami a hitelezésen és egyéb pénzügyi szolgáltatásokon keresztül szintén pozitív hatást gyakorolhat a gazdasági növekedésre.

[1] *„FinTech is defined as technology-enabled innovation in financial services that could result in new business models, applications, processes or products with an associated material effect on the provision of financial services."* (FSB, 2017:7).
[2] https://www.ksh.hu/docs/hun/xstadat/xstadat_eves/i_qpt002d.html

A FinTech-jelenség kapcsán a nemzetközi szakirodalom elsősorban a terület vonatkozásában felmerülő főbb mozgatórugókra és a pénzügyi rendszerre gyakorolt lehetséges kihívásokra fókuszál (lásd többek között *Arner et al. 2015*; *King 2014*; *Lee – Shin 2018*; *Varga 2017*, illetve hasznos összefoglaló a FinTech-területről és a lehetséges jövőbeli kutatási irányokról *Goldstein et al. 2019*). A szakirodalom másik fontos iránya a FinTech-cégekre vonatkozó szabályozás aspektusa, valamint ennek policy implikációja (pl. *Douglas 2016*; *Anagnostopoulos 2018*; *Buchak et al. 2018*; *Fáykiss et al. 2018*; *Müller – Kerényi 2019*). A kutatásoknak csupán kisebb része foglalkozik a FinTech-cégek mélyebb, egy-egy országra fókuszáló elemzésével (pl. *Bhandari 2016*; *Jutla – Sundararajan 2016*), és még kisebb része használ – a legtöbb esetben a megfelelő adatbázisok hiánya miatt – mikroszintű adatokat. Ez utóbbi területen *Gai et al.* (*2018*) a kínai FinTech-ökoszisztémára koncentrál, *Gazel – Schwienbacher* (*2020*) pedig mintegy 1 000 francia FinTech-cég adatainak felhasználásával vizsgálja földrajzi klaszterek kialakulását. Emellett érdemes még megemlíteni *Eickhoff et al.* (*2017*), illetve *Gimpel et al.* (*2018*) elemzését, előbbi mikroszintű adatok alapján azonosított különböző FinTech üzleti modelleket, míg utóbbi kvantitatív és kvalitatív módszertan kombinációját alkalmazva végezte el a „business to customer" fókuszú FinTech-cégek taxonómiáját.

Elemzésünkben a hazai FinTech kis- és középvállalkozásokat vizsgáljuk mikroszintű adatok felhasználásával, a hazai FinTech-szektor egy kevésbé ismert, ámde meglehetősen fontos dimenziójára fókuszálva: ezen vállalkozások exportaktivitására. Elemzésünk célja, hogy egyrészt a különböző vállalati jellemzők (létszám, exportaktivitás, pénzügyi adatok) alapján beazonosítsuk és röviden jellemezzük a hazai FinTech-cégek jól elkülöníthető csoportjait, figyelemmel exportaktivitásukra, másrészt keresztmetszeti adatokon regressziós becsléssel beazonosítsuk a hazai FinTech-cégek exporttevékenységére ható legfontosabb tényezőket és ezek relatív szerepét.

A hazai FinTech-KKV-k exportaktivitásának vizsgálata azért releváns, mert bár Magyarország nagyon aktív külkereskedelmi tevékenységet folytat, az exportban mérsékelt a hazai hozzáadott érték aránya. A hazai export viszonylag szűk körben, jellemzően nagyvállalatoknál koncentrálódik, a külső piacokon versenyképes termékek pedig jelentős mértékben függnek a felhasznált importjavaktól. Hazánk külkereskedelmi forgalmának csupán mintegy 20 százalékát teszi ki a KKV-szektor, miközben az exportáló KKV-k számának növelésében jelentős tartalék azonosítható (*MNB 2019*). Az MNB Versenyképességi Programja célként javasolta kitűzni, hogy az exportáló KKV-k száma a jelenlegi 32 ezerről további 10 ezerrel nőjön, és az export hazai hozzáadottérték-tartalma érdemben növekedjen. Az exportaktivitás növelése egy FinTech-cég számára az egyik leginkább kézenfekvő növekedési lehetőség, a jellemzően online, technológiai alapú szolgáltatások határokon átívelő értékesítése és nyújtása megoldható – különösen a „business to business" üzleti modellel rendelkező cégek esetében –, miközben a pénzügyi szolgáltatások globális piaca hatalmas lehetőséget jelent (lásd többek között *MNB 2020*; *Dietz et al. 2015*; *Arner et al. 2015*; *Lee – Shin 2018*; *Gimpel et al. 2018*).

Az exportpiacra termelő vállalatok számos kihívással néznek szembe, különösen így van ez a kis- és középvállalkozások esetében. A döntés, hogy egy vállalat exportpiacra lép-e, egyrészt erősen menedzseri döntés, amelyet a pénzügyi változók sokszor kevésbé képesek megragadni (lásd például *Miesenblock 1988*; *Bijmolt – Zwart 1994*), másrészt azonban elengedhetetlen, hogy az adott vállalat rendelkezzen egy bizonyos szintű termelékenységi, hozzáadottérték-szinttel is annak érdekében, hogy az exporttal járó esetleges többletköltségeket fedezni tudja (ennek kapcsán lásd többek között *Melitz 2003*). Bár ez az elem a viszonylag fejlett technológiát alkalmazó FinTech-cégek esetében jellemzően megvan, a későbbiekben bemutatjuk, hogy ez a tényező ebben a szegmensben is fontos az exportaktivitás alakulása szempontjából. Tanulmányunkban egy meglehetősen unikálisnak tekinthető adatbázis segítségével kísérletet teszünk a hazai FinTech-cégek exportaktivitását mozgató tényezők megismerésére, azon dimenziók meghatározására, amelyek az erőteljesebb exportaktivitással rendelkező hazai FinTech-cégek csoportjára jellemzők, illetve azonosítjuk ezek relatív szerepét. Tanulmányunk fő kontribúciójának egyrészt a hazai FinTech-KKV-k exportaktivitást is figyelmembe vevő klaszterezésének részletes elemzése, másrészt a rendelkezésünkre álló keresztmetszeti adatokon végzett, a hazai FinTech-KKV-k exporttevékenységére ható legfontosabb tényezők logisztikus regressziós becslés felhasználásával történő beazonosítása tekinthető.

Tanulmányunk *következő részében* röviden leírjuk, hogy miként történt a vizsgált hazai FinTech-cégek azonosítása, hogyan állt össze a vizsgált mintánk. A *harmadik részben* röviden ismertetjük a felhasznált adatok körét, a *negyedikben* pedig bemutatjuk a vizsgált változókat a hazai FinTech kis- és középvállalkozások kapcsán. Tanulmányunk *ötödik részében* röviden bemutatjuk, hogy azonosítható-e kapcsolat a hazai FinTech-vállalkozások esetében a tulajdonosi szerkezet és ezen FinTech-cégek szolgáltatási körei között. Ezt követően elvégezzük a hazai FinTech-cégek klaszterelemzését, különös tekintettel a vizsgált cégek exportaktivitására. A *hetedik részben* azonosítjuk a hazai FinTech-cégek exporttevékenységére ható legfontosabb tényezőket és ezek relatív szerepét. A tanulmány *utolsó része* a következtetéseket tartalmazza.

2. A hazai FinTech-vállalatok beazonosítása

Annak érdekében, hogy mélyebb elemzést végezhessünk a hazai FinTech-vállalatok exportaktivitására vonatkozóan, fontos azon vállalatok beazonosítása, amelyek hazai FinTech-cégnek tekinthetők. Elemzésünkben a Financial Stability Board által kidolgozott definíciót használtuk annak kapcsán, hogy meghatározzuk a FinTech-nek minősülő szolgáltatások körét. Ahogy azt már az előzőekben jeleztük, az FSB viszonylag tágnak tekinthető definíciója alapján FinTech-nek minősülnek a pénzügyi vonatkozású, technológiai megoldásokon alapuló szolgáltatások, amelyek új üzleti modelleket, folyamatokat, alkalmazásokat vagy termékeket eredményeznek (*FSB 2017*). Ilyen tevékenységek közé tartozik többek között a mobilbankolás, befektetési

tanácsadás digitális platformokon, blockchain-alapú megoldások és kriptopénzek, kiberbiztonsági és más technológiai megoldások a pénzügyi területeken, továbbá a pénzügyi szoftverek fejlesztése és a rendszerintegráció.

A vizsgált mintánk összeállítása során csak a Magyarországon bejegyzett, magyar adószámmal rendelkező cégeket vettük figyelembe. Ezek közül a TEÁOR-besorolások alapján az információtechnológia és az információs szolgáltatás főtevékenységeket folytató, Magyarországon társas vállalkozásként bejegyzett cégek jelenthetik a FinTech-cégek beazonosításának alapját. 2019-ben mintegy 15 ezer ilyen tevékenységgel foglalkozó vállalkozást találtunk, amelyek honlapjainak felkutatása Bing Web Search és Google Search API segítségével történt (az alkalmazott azonosítási módszerről részletesebben lásd *MNB 2020*, *3. keretes írás*). Felmerülhet esetleg ezen TEÁOR-besorolások mellett továbbiak használata is (pl.: vezetői tanácsadás, könyvvizsgálói tevékenység, egyéb műszaki tevékenység), azonban ezek egyrészt lényegesen távolabbról kapcsolhatók a FinTech-tevékenységekhez, másrészt a hazai cégek jellemzően több TEÁOR-besorolással is rendelkeznek. Így meglehetősen alacsony a valamelyest szűkebb TEÁOR-besorolás alapján végzett gyűjtés miatt esetlegesen kihagyott FinTech-vállalkozások száma, tekintettel arra is, hogy a gyűjtés során más információforrásokat is használtunk az esetlegesen kihagyott FinTech-ek ellenőrzésére (CB Insights, Crunchbase).

A FinTech-szolgáltatásokkal kapcsolatos kifejezések összegyűjtésével egy angol és magyar nyelvű adatbázis került összeállításra. A relevánsnak talált, majd legyűjtött honlapok szövegéből alkotott korpuszon az adatbázisban szereplő kifejezések (jelzős főnévi szerkezetek) előfordulásának gyakorisága alapján rangsorolhatók a találatok; a legjobb találattal rendelkező honlapok alapján előállítható egy mintegy 300 elemű céglista, amelyek közül az *FSB* (*2017*) definíciónak megfelelő tevékenységre történő szűrést követően mintegy 110 FinTech-vállalkozás azonosítható be Magyarországon (*MNB 2020*).

3. Az elemzésben felhasznált adatok köre

Amint azt már az előzőekben jeleztük, az általunk használt adatbázis csak magyarországi adószámmal rendelkező vállalkozásokat tartalmazott. Annak érdekében, hogy az elemzésünket ne torzítsák esetlegesen a nagyobb, akár több szolgáltatási területen is aktív vállalatok, a beazonosított FinTech-ek közül kitisztítottuk a mikro-, kis- és középvállalkozásnak nem minősíthető cégeket. A vállalatok mérete a gyakorlatban bevett kompozit besorolás alapján történt, vagyis a mérlegfőösszegre, árbevételre és létszámra vonatkozó határok figyelembevételével. A vállalati méretkategóriák kialakítására az Európai Bizottság által is alkalmazott definíciót[3] használtuk, melyben a következő mérlegfőösszegre, árbevételre és létszámra vonatkozó

[3] Részletesen lásd: https://op.europa.eu/hu/publication-detail/-/publication/79c0ce87-f4dc-11e6-8a35-01aa75ed71a1

küszöbértékeket vettük figyelembe: mikro-vállalkozásnak tekintjük azokat, amelyek 10 főnél kevesebb személyt foglalkoztatnak, és amelyek éves forgalma vagy mérlegfőösszege nem haladja meg a 2 millió eurót; kisvállalkozásnak tekintjük a 10 és 49 fő közötti foglalkoztatotti létszámmal rendelkezőket, 10 millió euro árbevételig és mérlegfőösszeg-határig; középvállalkozásnak pedig a 250 főnél kevesebb személyt foglalkoztató vállalatokat, amelyek éves árbevétele kisebb, mint 50 millió euro, vagy mérlegfőösszege kisebb, mint 43 millió euro.

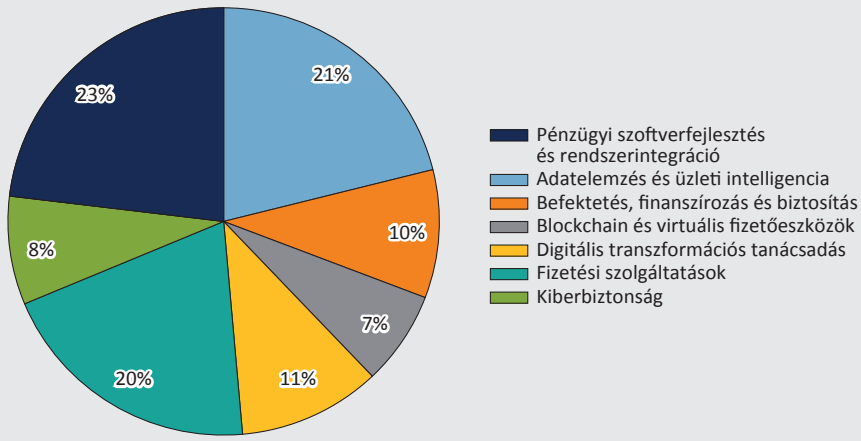
Elemzésünkben a hazai FinTech-szektorba tartozó vállalatok közül azokat a mikro-, kis- és középvállalkozásokat vesszük figyelembe, amelyek 2019-ben aktívan működtek. A fent jelzett adattisztításokat követően összesen 104 céget tartalmazott az adatbázisunk. A hazánkban aktív FinTech-cégeket alapvetően az éves beszámolók alapján vizsgáltuk. Ezzel lehetőség nyílt a cégek gazdasági aktivitásának, méretének elemzésére, a FinTech-szektoron belül az exportaktivitást is figyelembe vevő, jól elkülöníthető csoportok azonosítására. Ahol esetleg hiányosak voltak az adatok az éves beszámolókban, ott másodlagos adatbázisként használtuk az OPTEN cégtárát is. Az elemzett adatbázisban általános jelleggel extrém kiugró megfigyelések alapvetően nem voltak, amennyiben azonban egy-egy változó esetében outlierek előfordultak, ezt az adott helyen külön jelezzük.

4. A vizsgált változók a hazai FinTech kis- és középvállalkozások kapcsán

A vizsgálatba bevont FinTech-cégeket tevékenységük és éves beszámolóik alapján alapvetően 10 olyan változó mentén vizsgáltuk, amelyek megítélésünk szerint, a rendelkezésre álló adatok alapján lehetőleg jól lefedik ezen vállalatok legfontosabb dimenzióit. Kategorikus változóként (i) az adott vállalkozás tulajdonosi hátterét (hazai vagy külföldi), (ii) üzleti fókuszát („business to business” vagy „business to customer”), valamint a tágabban vett (iii) szolgáltatási körét vontuk be az elemzésbe. Külföldi tulajdonúnak minősült egy vállalkozás, ha a külföldi tulajdon meghaladta a saját tőke 50 százalékát. A FinTech-vállalkozások fő üzleti fókuszát és fő szolgáltatási körét a TEÁOR-számok és a vállalkozás honlapja alapján állapítottuk meg. Az elemzésünkben numerikus változóként (iv) az exportaktivitást megragadó árbevétel-arányos exportarányt, a vállalat méretét indikáló (v) alkalmazotti létszámot, a tőkeerőt megragadó (vi) mérlegfőösszeg-arányos saját tőkét és (vii) rövid adósságot, a likviditási helyzetet jelző (viii) pénzeszközök mérlegfőösszeghez viszonyított arányát, a jövedelmezőséget indikáló (ix) árbevétel-arányos adózott eredményt és a hozzáadott értéket megragadó változóként (x) a személyi ráfordítások, az értékcsökkenési leírások és az adózott eredmény összegének mérlegfőösszeghez viszonyított arányát használtuk. A klaszterelemzésünkben alapvetően ezen numerikus változókat használtuk.

A kategorikus változók vizsgálata kapcsán látható, hogy a hazai FinTech-cégek meglehetősen széles szolgáltatási köröket fednek le. Az alkalmazott hét kategóriából leginkább az *„Adatelemzés és üzleti intelligencia”*, a *„Fizetési szolgáltatások”*, illetve a *„Pénzügyi szoftverfejlesztés és rendszerintegráció”* szolgáltatási körben aktív a mintában szereplő legtöbb FinTech-vállalkozás (*1. ábra*). A tulajdonosi háttér szerint vizsgálva a mintában szereplő FinTech-vállalatokat, azt láthatjuk, hogy a cégek mintegy 73 százaléka hazai tulajdonúnak tekinthető, míg 27 százalékuk esetében külföldinek. Noha a vállalaton belüli külföldi tulajdon aránya alapján képzett változónk folytonos skálán mérhető, a megfigyelések a 0 és a 100 százalék körül jellemzőek, ami lehetővé tette a hazai és külföldi csoportokba való besorolást. Emellett az 50 százaléknál történő vágás nem okoz torzítást az adatokban, köszönhetően a két szélsőérték körüli koncentrációnak. Végül, a fő üzleti fókusz alapján a hazai FinTech-KKV-k túlnyomó többsége, mintegy 85 százaléka alapvetően „business to business” jellegű, azaz elsősorban más vállalkozásoknak szóló szolgáltatásokat kínál, és csupán 15 százalékuk nyújt elsősorban „business to customer”, azaz végfelhasználókra, fogyasztókra fókuszáló szolgáltatásokat. Érdemes megjegyezni, hogy az általunk kis- és közepes vállalkozásokra szűkített FinTech-mintában szereplő megoszlások mind a szolgáltatási kör, mind a tulajdonosi háttér és a fő üzleti fókusz vonatkozásában is csak kisebb mértékben térnek el – a FinTech- és Digitalizációs jelentésben – a szélesebb adatkörön megfigyelhető megoszlásoktól (*MNB 2020*).

1. ábra
A hazai FinTech kis- és középvállalkozások számának megoszlása szolgáltatási kör szerint



Forrás: NAV, MNB

Az elemzésünkben felhasznált numerikus változók legfontosabb leíró statisztikáit az *1. táblázat* tartalmazza. Az exportarány vonatkozásában látható, hogy jelentős szórás jellemzi a vizsgált cégeket: bár az átlagos arány mintegy 32 százalék, a medi-

án csupán 5 százalék, a szórás pedig 40 százalék. Az exportarány eloszlása kapcsán megállapítható, hogy alapvetően két szélsőérték jellemző: a nagyon alacsony, 10 százalék alatti exportarány (ezek jellemzően kisebb vállalkozások), illetve a nagyon magas, akár 90 százalék feletti exportaktivitás (*2. ábra*). Sajnos a rendelkezésre álló adatbázis az exportaktivitás irányára és mélységére nem tartalmazott információkat, így a vizsgált FinTech-cégek esetében nem áll rendelkezésre adat arról, hogy mely országokba, pontosan hányféle és milyen termékeket exportálnak, illetve azonosíthatók-e az egy-egy exportpiacra történő belépések, kilépések.

A létszám kapcsán az átlag 30 fő, a szórás 43 fő, míg a mintánkban szereplő cégek felében 13 főnél többen dolgoznak, tehát a várakozásainknak megfelelően sok a kisebb, induló vállalkozás. A saját tőke, a rövid lejáratú adósság és a pénzeszközök mérlegfőösszeghez viszonyított aránya alapján látható, hogy a vizsgált FinTech-cégek alapvetően saját tőkéből finanszíroznak, és jellemzően konzervatívnak tekinthető finanszírozási és likviditási politikával rendelkeznek, bár azonosíthatók ezen a területen is jelentős szélsőértékek. Az árbevétel-arányos nyereség kapcsán megállapítható, hogy a cégek jelentős része veszteséges, hiszen az átlag mintegy –14,5 százalék. Mivel a mintában sok az induló, kisebb FinTech-vállalkozás, így ez kevésbé meglepő, ráadásul érdekes módon a medián 7,5 százalék, azaz a cégek fele már érdemi árbevétel-arányos nyereséget tud termelni, természetesen jelentős szórás mellett. Végül, a hozzáadott értéket megragadni szándékozó elemként használt, a személyi ráfordítások, az értékcsökkenési leírások és az adózott eredmény összegének mérlegfőösszeghez viszonyított arányából előállított változó esetében is jelentős szórást láthatunk. Azonban mind az átlag (mintegy 79 százalék), mind a medián értéke (61 százalék) arra enged következtetni, hogy a hazai FinTech-KKV-k jelentős része érdemi hozzáadott értéket tud termelni.

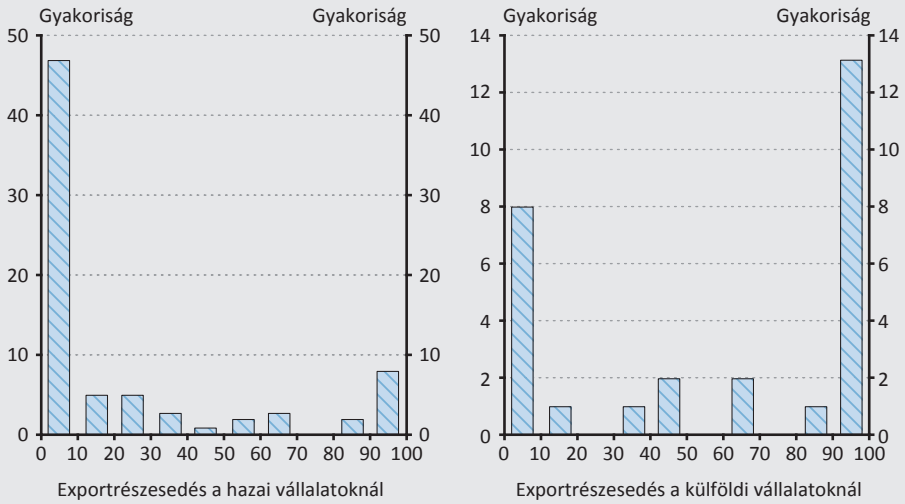
1. táblázat
A mintában szereplő hazai FinTech-cégek leíró statisztikái

	Átlag	Szórás	Medián	Minimum	Maximum
Exportarány (%)	31,88	40,11	5,36	0	100
Létszám (fő)	29,97	43,10	13,00	1,00	236,00
A saját tőke mérlegfőösszeghez viszonyított aránya (%)	48,95	29,36	50,15	–52,22	98,65
A rövid lejáratú adósság mérlegfőösszeghez viszonyított aránya (%)	36,88	24,20	31,86	1,32	97,88
A pénzeszközök mérlegfőösszeghez viszonyított aránya (%)	33,51	28,77	24,01	0,11	97,58
Árbevétel-arányos nyereség* (%)	–14,57	102,89	7,49	–665,65	75,93
Hozzáadott érték (%)	78,83	86,86	60,87	–63,17	429,83

Megjegyzés: A csillaggal jelzett változó leíró statisztikájának előállításakor egy outliernek minősíthető vállalkozást nem vettünk figyelembe.

Forrás: NAV, MNB

2. ábra
A hazai és a külföldi tulajdonú FinTech-cégek exportárbevétel-arányának eloszlása



Forrás: NAV, MNB

5. Tulajdonosi háttér és szolgáltatási kör

A következőkben röviden áttekintjük, hogy azonosítható-e olyan kapcsolat, miszerint a különböző tulajdonosi háttérrel rendelkező FinTech-vállalkozások bizonyos szolgáltatási körökben lennének inkább aktívak. Ebben a vizsgálatban alapvetően kereszttáblás elemzést alkalmaztunk. A két kategorikus változó közötti kapcsolatot Chi-négyzet-teszttel vizsgáltuk meg. Mivel a mintánkban szereplő FinTech-cégek kereszttáblás elemzése kapcsán a cellák mintegy 28,6 százalékában 5-nél kevesebb megfigyelés volt, így az elemzés kapcsán Fischer Exact-tesztet is alkalmaztunk, ami kisebb elemszám esetében jobban alkalmazható.

A Chi-négyzet- és a Fisher Exact-teszt alapján megállapítható, hogy 5 százalékos szignifikanciaszint mellett nem azonosítható szignifikáns kapcsolat a tulajdonosi háttér és a szolgáltatási kör között (*2. táblázat*). A Phi és Cramer V tesztek alapján is hasonló eredmény látható, nem azonosítható ezen kategorikus változók között szignifikáns kapcsolat (lásd *Melléklet*). Ezek alapján tehát megállapítható, hogy nem mutatható ki szignifikáns kapcsolat a tulajdonosi háttér és a szolgáltatási kör között a mintánkban szereplő hazai FinTech-KKV-k esetében, azaz a külföldi többségi tulajdonban lévő, hazánkban működő FinTech-cégek esetében hasonló eloszlású az aktivitás a szolgáltatási körökben, mint a hazai tulajdonú FinTech-ek esetében.

2. táblázat
A Chi-négyzet- és Fisher Exact-teszt eredményei a hazai FinTech-KKV-k tulajdonosi háttere és szolgáltatási köre közötti kapcsolat vonatkozásában

	Érték	df	Asymptotic Sig. (2-oldalú)	Exact Sig. (2-oldalú)
Pearson Chi-négyzet-teszt	4,279[a]	6	0,592	0,639
Fischer Exact-teszt	4,545			0,619
N	104			

Megjegyzés: a) 4 cellában (28,6%) 5-nél kevesebb megfigyelés található. Mindkét teszt esetében a null hipotézis feltételezi, hogy a két változó független.

6. A hazai FinTech-KKV-k klaszterelemzése

A vizsgált változók bemutatása, illetve a tulajdonosi háttér és szolgáltatási kör közötti kapcsolat vizsgálatát követően a hazai FinTech kis- és középvállalkozások körében klaszterelemzést végeztünk hazai FinTech-cégek legfontosabb csoportjainak azonosítására különböző vizsgált változók, kiemelten a cégek exportaktivitása alapján. A klaszteranalízisben arra törekszünk, hogy a különböző változók alapján a klasztereken belüli variancia lehetőség szerint alacsony, míg a klaszterek közötti variancia magas legyen. Klaszterelemzés során nincsenek a priori információink a megfigyelések valamilyen csoportba tartozásáról. Akkor tekintjük jónak a klasztert, ha az egyes csoportokba eső vállalatok hasonlóak, míg más csoport elemeitől lényegesen eltérnek. Jelen esetben a cégek éves beszámolóiból nyerhető adatok bevonásával szeretnénk képet kapni arról, hogy a hazai FinTech-vállalatok hogyan csoportosíthatóak, különös tekintettel az exporttevékenységükre.

Fontos megjegyeznünk, hogy feltáró jellegű elemzés lévén a mintánkból nem vonható le általános érvényű következtetés az alapsokaságra. Az, hogy egy cég milyen klaszterbe esik, nagyban függ a választott eljárástól, így számos más megoldás is létezik az általunk ismertetetten kívül. Elemzésünkben K-közép (K-means) particionáló algoritmus segítségével, illetve hierarchikus klaszterelemzés alkalmazásával végeztük a klaszterezést. A K-közép elemzés esetében a klaszterek optimális számát az ún. „elbow”-módszerrel határoztuk meg, melynek során a csoportokon belüli varianciákat a csoportok közötti varianciával hasonlítottuk össze a különböző klaszterszámok esetén. Az így előálló hányadosokat „klaszterkönyök”-mutatónak nevezzük, melyeket ábrázolva a klaszterszámok függvényében, a mutató nagyobb mértékű meredekségváltozása alapján azonosítható az optimális klaszterszám. A klasztereken belüli közeliség (vagyis a variancia) minimalizálása, illetve a klaszterek közötti távolság maximalizálása mellett három klaszter meghatározását láttuk optimálisnak.

A klaszterelemzésbe bevont változóknak használtuk az exportrészesedést, ami az exportból származó árbevétel aránya a teljes árbevételhez viszonyítva, a tőkeerőt, vagyis a saját tőke arányát a mérlegfőösszeghez viszonyítva, a hozzáadott értéket a mérlegfőösszeg százalékában, a rövid adósság arányt, vagyis a rövid lejáratú kötelezettségek mérlegfőösszeghez viszonyított arányát, az árbevétel-arányos adózott eredményt, a létszámot, továbbá a vállalat pénzeszközeinek mérlegfőösszeghez viszonyított arányát. A klaszterezés előtt standardizáltuk a vizsgált változókat. A hét változó bevonásával számított K-közép felbontás három jól elkülöníthető klaszterre bontja a 2018-as adatok alapján vizsgált 104 vállalatot. A következőkben ezt a három csoportot mutatjuk be részletesebben.

A három klaszterből a legkisebb elemszámú (22 cég), tartalmazza a legmagasabb exportrészesedéssel bíró FinTech-vállalatokat (*2. klaszter*). A csoport tagjainak 90 százaléka rendelkezik 90 százalék feletti árbevétel-arányos exportbevétellel. A méretkategóriák szerint 50 százalékban a közepes méretű vállalatok alkotják a klasztert. Ezt a csoportot magas mérlegfőösszeg-arányos hozzáadott érték jellemzi. Tulajdonosi szerkezet alapján megközelítőleg kiegyenlített a cégek aránya, 13 külföldi tulajdonú és 9 hazai vállalat került a klaszterbe. Noha az elemzés során nem használtuk ki az adatbázis panel tulajdonságát, általánosan megállapítható az a trend, hogy a 2015–2018 közötti időszakon ebbe a klaszterbe sorolt FinTech-cégek exporttevékenysége stabilan emelkedett.

A másik két klaszter exportteljesítménye elmarad az előző csoport vállalataitól. Az első klaszterbe kerültek a főleg mikro- és kisvállalati körbe tartozó, magas tőkeellátottságú cégek. A magas tőkeerősségnek megfelelően ezen cégek esetében a legalacsonyabb a rövid kötelezettségek mérlegfőösszeghez viszonyított aránya. A külföldi tulajdonú cégek csoporton belüli részarányát vizsgálva egyértelműen látszik, hogy itt felülreprezentáltak ezen vállalatok. A jellemzően külföldi tulajdon ellenére az ide tartozó cégek jellemzően kevésbé exportálnak, a cégek fele egyáltalán nem rendelkezik exportárbevétellel. Az átlagos létszám ebben a klaszterben a legkisebb, emellett a hozzáadott érték is viszonylag alacsony a teljes mintához képest.

A harmadik csoportban döntően magyar tulajdonú, alacsonyabb tőkeellátottságú és kisebb méretű vállalatok találhatók. Ezen megfigyelések árbevételének csak kis százaléka származik exporttevékenységből; a cégek 78 százalékának kevesebb mint 20 százalékos exportrészesedése van. Döntően hazai tulajdonosi szerkezet jellemzi a csoport tagjait, a hozzáadott érték ebben a klaszterben a legalacsonyabb a teljes mintához képest. Ezen klaszter tagjai esetében a legmagasabb a rövid lejáratú kötelezettségek mérlegfőösszeghez viszonyított aránya.

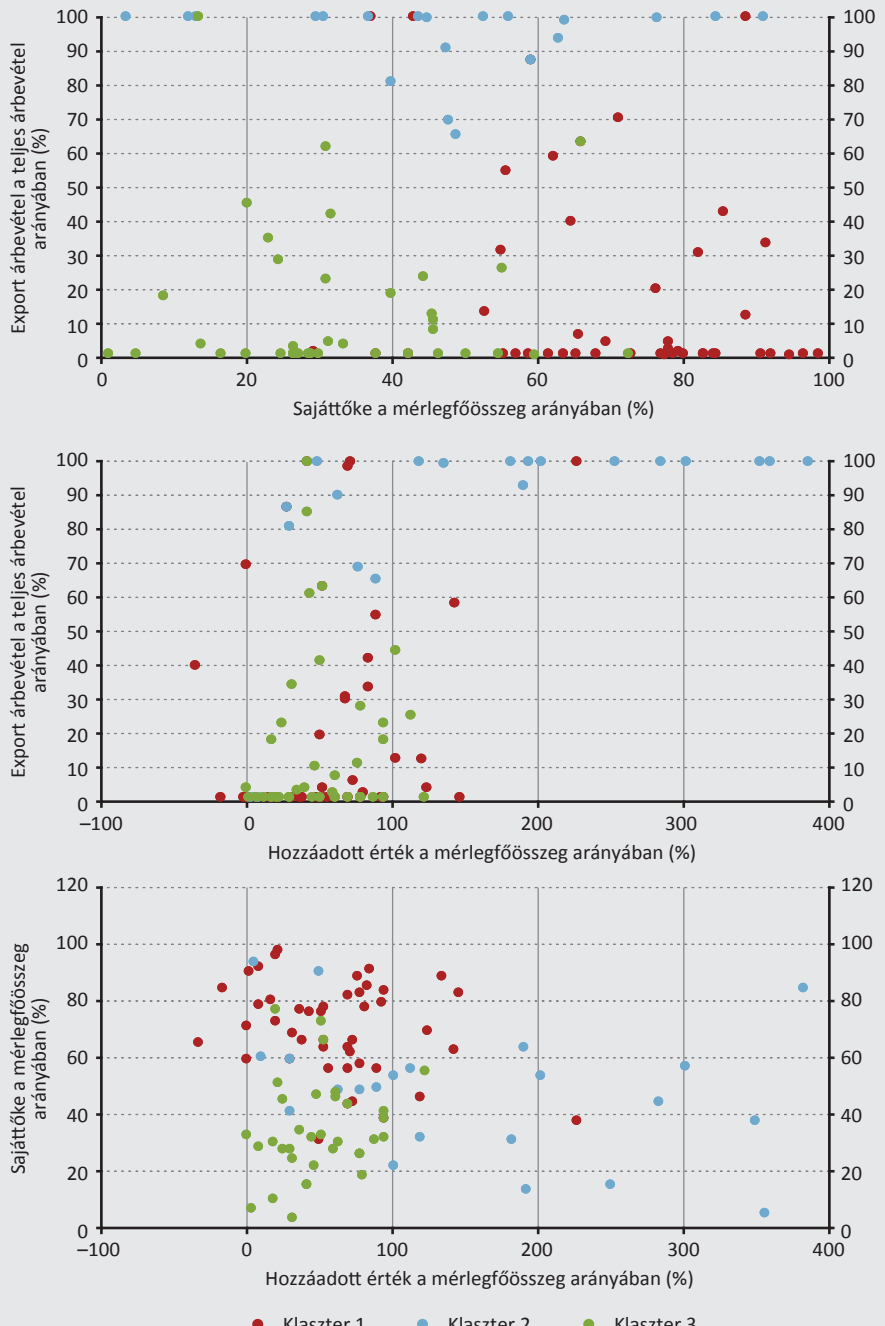
3. táblázat
K-közép klaszterelemzés átlagai és standard hibái

Klaszter	1		2		3	
N	46		22		36	
	centroid	st. hiba	centroid	st. hiba	centroid	st. hiba
Exportrészesedés	–0,2660	1,0319	1,3310	0,7724	–0,4736	0,8601
Tőkeerősség	0,8362	0,7156	–0,2548	0,8589	–0,9128	0,8400
Hozzáadott érték (mérlegfőösszeg-arányos)	–0,3011	0,6544	1,2693	0,6836	–0,3910	1,4704
Létszám	–0,2958	0,6851	0,9450	0,7362	–0,1996	1,7019
Rövid lejáratú kötelezettségek (mérlegfőösszeg-arányos)	–0,7396	0,7058	0,3725	1,0779	0,7174	1,1031
Adózott eredmény (árbevétel-arányos)	–0,1221	1,7146	0,1044	0,5203	0,0922	0,5867
Pénzeszközök (mérlegfőösszeg-arányos)	–0,0027	1,1770	–0,5053	0,6329	1,2438	0,8920

Forrás: NAV, MNB

A vizsgálat alapján elmondható, hogy a kiválasztott változók szerint a cégek viszonylag jól elkülöníthető csoportokba sorolhatók (*3. ábra*), amit a *3. táblázatból* leolvasható klaszterközepek is jól szemléltetnek. Azonos exportrészesedéssel rendelkező vállalatok azonos klaszterekbe kerültek. Hogy árnyaltabb képet kapjunk, robusztusságvizsgálat érdekében klaszterfelbontást végeztünk a 2017-ben működő cégek sokaságán is. Itt az adatok pótlása, az outlier értékek szűrése után 95 céget vontunk be az elemzésbe. Az optimális klaszterszámot ennél a mintánál is 3-ra becsültük, továbbá a 2017-es cégcsoportok a 2018-ban kapott klaszterekéhez hasonló karakterisztikával rendelkeznek. A *4. táblázatban* összefoglaltuk az egyes klaszterek exportrészesedését a vállalatméret-kategóriák szerint a két vizsgált évben. Az 1. és 3. klaszter exporthányada valamelyest eltérő mintázatot mutat a két évben a középvállalkozások esetén, a felosztásból mégis látható, hogy exporttevékenység tekintetében hasonló eredményre jutottunk az egyes cégméretek szerinti felbontásnál a mikro- és kisvállalkozások esetében; egy csoportba kerültek a jellemzően magas forgalom-arányos exportbevétellel rendelkezők, külön klaszterbe a közepes-, illetve annál alacsonyabb exportrészesedésű, illetve a harmadik csoportba a kifejezetten alacsony export-hányaddal bíró vállalkozások.

3. ábra
K-közép klaszterek az exportrészesedés, a tőkeerősség és a mérlegfőösszeg-arányos hozzáadott érték szerint, 2018



Forrás: NAV, MNB

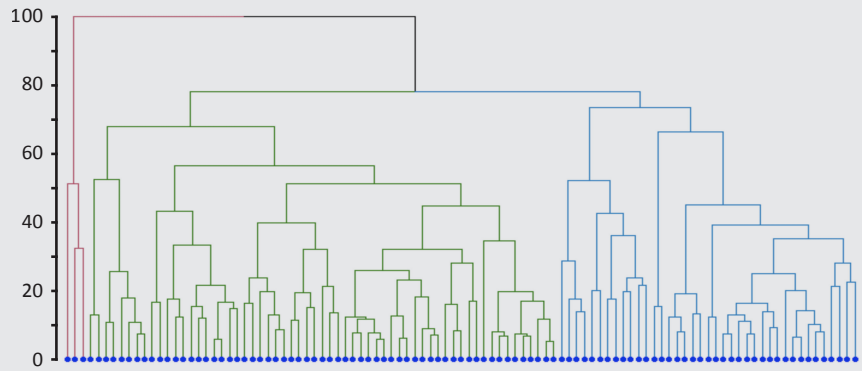
4. táblázat
A hazai FinTech-cégek átlagos (súlyozatlan) exporthányada a klaszterek szerint, 2017-ben és 2018-ban (%)

	2017			2018		
Klaszter	1	2	3	1	2	3
N	23	26	46	46	22	36
Mikrovállalkozás	30,2	99,7	3,5	23,5	98,1	3,2
Kisvállalkozás	27,7	90,2	5,2	19,9	100,0	14,4
Középvállalkozás	55,1	90,4	10,5	12,7	70,6	17,9

Forrás: NAV, MNB

Elvégeztük a cégek összevonó (agglomeratív) hierarchikus klaszterelemzését is, melynek során – a K-közép centroid módszer hierarchikus megfelelőjének tekinthető – Ward-módszerrel alakítottuk ki a klasztereket. A hierarchikus módszer kiindulási pontjaként minden cég önálló klaszterbe kerül, majd az egymáshoz közeli csoportokat összevonjuk egészen addig, míg egy nagy klasztert kapunk. Az algoritmus első és utolsó lépéseit leszámítva a közbeeső csoport-összevonások bírnak jelentéstartalommal a homogén csoportok kialakításában. Az elemzés során az input változókat itt is standardizálással hoztuk közös skálára, ezután a megfigyelések négyzetes euklideszi távolságát mértük. A Ward-módszer esetében olyan módon vonjuk össze a csoportokat, hogy az összevonásból származó négyzetes hiba a legkisebb legyen (*Hair et al. 2009*). Az összehasonlíthatóság szempontját figyelembe véve a háromklaszteres struktúrát választottuk. A hierarchikus (klaszter-alklaszter) kapcsolatokat dendrogram segítségével ábrázoljuk (*4. ábra*).

4. ábra
A hierarchikus klaszterelemzés dendrogramja



Megjegyzés: A különböző színek az egyes klasztereket jelölik.
Forrás: NAV, MNB

A hierarchikus klaszterező eljáráshoz felhasználtuk a vállalat korának kategorikus változóját is a K-közép algoritmusnál használt folytonos változók mellett. A rendelkezésünkre álló kor változó négy értéket vehet fel aszerint, hogy legalább 1, 2, 3, illetve 4 vagy több éve működik a vállalat. A kor kategória fontos változónak bizonyult, azonban a vállalatok 75 százaléka már 2015 előtt, azaz legalább 4 éve megkezdte működését, így a vállalatok tényleges korának ismerete nyújtana lehetőséget a mélyebb vizsgálatokra.

Mindkét klaszterezképzési gyakorlat eredménye egy csoportba sorolta a viszonylag magas exporthányaddal bíró cégeket, ami megerősít minket abban a feltételezésben, hogy a FinTech vállalatok elemzési szempontjai között mérvadó a külföldi piacra való szolgáltatás kérdése. A hierarchikus klaszterek esetében a legnagyobb számosságú csoportba kerültek a főként exportpiacra termelő, kiemelkedően magas mérlegfőösszeg-arányos hozzáadott értékkel rendelkező, inkább középkategóriába tartozó, legalább 2 éve működő vállalatok (lásd *Melléklet*). A cégek 60 százalékát összefogó nagy csoporton kívül a többi vállalat lényegesen jobban szóródik a változók mentén. 39 cég került a klaszterbe, ami mind a vállalat életkorának és foglalkoztatotti létszámának tekintetében nagy szórást mutat, ugyanakkor ez a csoport rendelkezik a legmagasabb mérlegfőösszeg-arányos saját tőkével. E csoporton belül az átlagos exporthányad 25 százalék. A legkisebb klaszterbe kerülő vállalatok mindössze az adatok 3 százalékát teszik ki. Az ide kerülő cégek közös jellemzője, hogy hazai piacra termelnek, 1–2 éve működek, és mind hozzáadott érték, mind pedig sajáttőke-alapú mutatóikban elmaradnak a két nagyobb csoporttól. Mivel a hierarchikus klaszterfelbontás során a megfigyelések kevésbé különültek el, a cégek majdnem kétharmada egy klasztert alkot, ezért az összehasonlítás alapján a K-közép módszertant jobbnak látjuk a hazai FinTech-cégek klaszterelemzése szempontjából.

7. Az exporttevékenység vizsgálata logisztikus regressziós becslés alapján

Az exporttevékenység vizsgálatára logisztikus regressziót becsültünk a 2018. évi keresztmetszeti adatokon, melyeket a következőkben részletesen tárgyalunk. Becsléseinket az előzőekben leírt FinTech-cégek vállalati szintű adatbázisán hajtottuk végre. Modellünk a viszonylag alacsony számú megfigyelés miatt magyarázó erőben ugyan elmarad a maximálisan illeszkedő modellek mögött, azonban a kutatás céljára – úgymint a hazai FinTech-cégek exporttevékenységére ható tényezők meghatározása, egymáshoz viszonyított súlyuk azonosítása –, vagyis egy feltáró modellezés céljára alkalmas. A logit-modellhez szükséges dichotóm eredményváltozó létrehozásához a fentiekben tárgyalt exportrészesedés folytonos változóját átalakítottuk bináris változóvá. Mivel elemzésünk egyik fontos célja az exporttevékenységre ható tényezők azonosítása a hazai FinTech-vállalkozások körében, így elsődlegesen a nem, vagy csak elhanyagolható mértékben exportáló cégek és a valamilyen mértékben

már exportáló FinTech-vállalkozások szétválasztása szükséges. Ennek megfelelően logit-modellünkben a már nem elhanyagolható mértékűnek tekinthető, 10 százalék feletti exportrészesedéssel rendelkező cégeket exportőrként kategorizáltuk, ők reprezentálják az 1-es értéket. Annak érdekében, hogy el tudjuk különíteni a vizsgált vállalatok tulajdonságainak célváltozóra gyakorolt hatását, a becslési egyenletben a következő változókat szerepeltettük: tulajdonosi szerkezet (külföldi vagy hazai tulajdon), az előző évi mérlegfőösszeg arányos hozzáadott érték, létszám, a hosszú lejáratú kötelezettségek, a vállalat kora, illetve a kor változó négyzete. Az endogenitási problémák kiküszöbölése érdekében a mérlegfőösszeg arányos hozzáadott érték 2017. évi adatát vettük be a magyarázó változók közé.

A logisztikus becslés modellspecifikációja a következőképp épül fel:

$$\begin{aligned} P(exportőr = 1 \mid X) \\ &= \Lambda(konstans + \beta_1 tulajdonosi\ szerkezet + \beta_2 L.hozzáadott\ érték \\ &+ \beta_3 létszám + \beta_4 hosszú\ kötelezettségek\ aránya + \beta_5 vállalat\ kora \\ &+ \beta_6 [vállalat\ kora]^2) \end{aligned}$$

ahol:

$$\Lambda(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}.$$

A becslésünk eredményét az *5. táblázat* foglalja össze. Általánosan elmondható, hogy bevont változók előjelei megfelelnek az előzőekben tárgyalt hipotéziseknek, vagyis a magasabb mérlegfőösszeg arányos hozzáadott érték, illetve hosszú lejáratú kötelezettségek növelik az exportőrré válás valószínűségét. A tulajdonosi szerkezetet vizsgálva azt látjuk, hogy a külföldi tulajdon és az exportáló kategóriába esés valószínűsége között pozitív kapcsolat van 5 százalékos szignifikancia szinten (ezt az azonosított hatást jelzi a tulajdonosi szerkezet és exportaktivitás közötti kapcsolatot vizsgáló Mann-Whitney U teszt (*Hair et al. 2009*, *Kovács 2014*) eredménye is, lásd *Melléklet*). A vállalat kora és a kor-négyzet esetében nem találtunk megfelelő erejű statisztikai bizonyítékot arra, hogy a változók együtthatója szignifikánsan különbözne nullától. Tesztjeink alapján a hozzáadott érték megbecsült együtthatója minden szokásos szignifikancia szinten különbözik nullától. A vállalati létszám paramétere 5 százalékon szignifikánsnak tekinthető, mely alapján a magasabb állományi létszám és az exportőrré válás valószínűsége között szintén pozitív irányú a kapcsolat.

5. táblázat
A logit-modell eredményei az exportőr kategóriába esésre vonatkozóan

Magyarázó változók	P (Exportáló = 1)
Külföldi tulajdon	1,133*
	[0,580]
Hozzáadott érték (mfő. arányában, 2017)	0,0127***
	[0,00480]
Hosszú lejáratú kötelezettségek	1,24e–05*
	[6,80e–06]
Létszám	0,0156*
	[0,00815]
Kor	6,83
	[6,304]
Kor-négyzet	–1,027
	[1,033]
Konstans	8,914
	[8,678]
Megfigyelések száma	100
Pszeudo R^2	**0,2323**

*Megjegyzés: A standard hibák a szögletes zárójelben láthatóak, szignifikanciaszintek: *** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,1.*

A logisztikus regresszió esetében a paraméterek valószínűségekre gyakorolt közvetlen hatását nem, csak a parciális hatást tudjuk értelmezni. A *6. táblázatban* szerepelnek az átlagnál számolt marginális hatások.[4] A tulajdonosi szerkezet kategória változója 0 értéket vesz fel, amennyiben a vállalat hazai, és 1-es értéket, ha a vállalat külföldi tulajdonban van. Az átlagnál vett marginális hatás esetében azt mutatja, hogy mennyivel változik az exportáló kategóriába esés valószínűsége, ha a vizsgált vállalat külföldi (egy hazai vállalathoz képest), úgy, hogy közben a többi változó az átlagnál vett értékét veszi fel. A külföldi tulajdon átlagos marginális hatása 0,2727, ami alapján két hipotetikus vállalat esetében, melyek mérlegfőösszeg-arányos pénzügyi mutatói és létszámadatai átlagosak és megegyeznek, az exportálás valószínűsége 0,27-tel nagyobb a külföldi vállalatnál, mint a hazai társánál.

6. táblázat
A logit-modell alapján az átlagoknál számolt marginális hatások

	Átlagos marginális hatás	Standard hiba	P>|z|	Átlag
Tulajdonosi szerkezet	0,2727	0,1283	0,034	0,27
Hozzáadott érték (mfő. arányában)	0,0032	0,0012	0,008	62,06
Létszám	0,0039	0,0020	0,056	29,65

[4] Bináris változóknál a marginális hatás azt méri, hogy a prediktált valószínűségek hogyan változnak bináris változónk diszkrét változásának hatására, vagyis ahol 0 helyett 1-es értéket vesz fel. Folytonos változók esetén a marginális hatások jó közelítést nyújtanak az eredményváltozóban mért változására a magyarázó változó egy egységnyi növekedésének hatására.

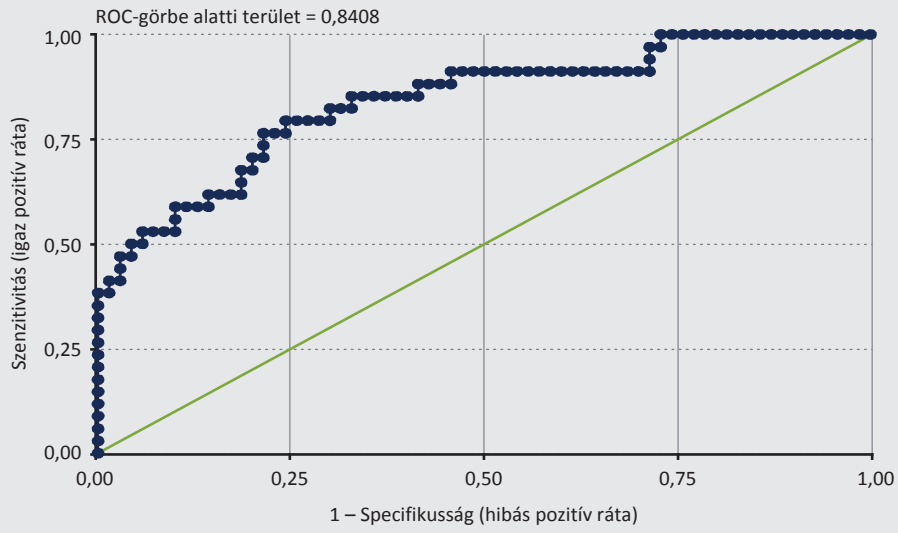
A logisztikus regresszió eredményeiből számított konfúziós mátrix alapján a modellünk mintegy 77,2 százalékban helyesen becsüli meg a mintában szereplő cégek exporttevékenységét (exportőr vagy nem exportőr vállalat-e). A konfúziós mátrix elemei egy adott cut-off érték mellett értelmezhetőek, amelynek megváltoztatásával a mátrix elemei is új értéket vesznek fel (*7. táblázat*). A klasszifikáció során 0,5 valószínűségi határérték felett tekintettük egy adott megfigyelés exportőr kategóriába esésre adott predikciót becsült exportőrnek.

7. táblázat
Konfúziós mátrix

Exporttevékenység becslés alapján prediktált értéke	Exporttevékenység a megfigyelések alapján	
	Nem exportőr	Exportőr
Nem exportőr	87%	33%
Exportőr	13%	67%

Az *5. ábra* mutatja a ROC-görbét, vagyis a helyesen prediktált exportáló vállalatok és a tévesen exportálónak minősített vállalatok rátájának egymáshoz viszonyított arányát a különböző cut-off értékek függvényében.

5. ábra
ROC-görbe



8. Következtetések

Elemzésünkben a hazai FinTech-KKV-kat vizsgáltuk mikroadatok felhasználásával, a hazai FinTech-szektor vállalatainak exportaktivitására fókuszálva. Tanulmányunk nemcsak a vizsgált vállalkozások köre, hanem a felhasznált adatbázis unikalitása miatt is újdonságtartalommal bír, hiszen eddig kevéssé használt vállalati adatok segítségével próbáltunk mélyebb képet adni a hazai FinTech-cégekről. Vizsgálatunk célja kettős volt. Egyrészt a különböző vállalati jellemzők (létszám, exportaktivitás, pénzügyi adatok) alapján azonosítottuk és röviden jellemeztük a hazai FinTech-cégek jól elkülöníthető csoportjait, másrészt a keresztmetszeti adatokon logisztikus regressziós becslés felhasználásával azonosítottuk a hazai FinTech-cégek exporttevékenységére ható legfontosabb tényezőket.

Tanulmányunkban bemutattuk, hogy miként történt a vizsgált hazai FinTech-cégek azonosítása, röviden ismertettük a felhasznált adatok körét. Ezt követően megvizsgáltuk, hogy a mintánkban szereplő hazai FinTech-cégek szolgáltatási köre és tulajdonosi háttere között azonosítható-e kapcsolat, majd elvégeztük a hazai FinTech KKV-k klaszterelemzését, különös tekintettel a vizsgált cégek exportaktivitására. Eredményeink alapján elmondható, hogy a hazánkban aktív FinTech kis- és középvállalatok három jól elkülöníthető csoportba sorolhatók a bevont vállalati karakterisztikák – az exportrészesedés, a létszám és különböző pénzügyi mutatók – alapján. A három klaszterből a legkisebb elemszámú, 22 céget tartalmazó klaszterben vannak a legmagasabb exportrészesedéssel bíró FinTech-vállalatok. A csoport tagjainak 90 százaléka rendelkezik 90 százalék feletti árbevétel-arányos exportbevétellel. A méretkategóriák szerint 50 százalékban a közepes méretű vállalatok alkotják a klasztert, és a csoportot magas mérlegfőösszeg-arányos hozzáadott érték jellemzi. Érdekes módon az erős exportaktivitás ellenére ebben a klaszterben nem felülreprezentáltak érdemben a külföldi tulajdonosi háttérrel rendelkező FinTech-vállalkozások: tulajdonosi szerkezet alapján megközelítőleg kiegyenlített a cégek aránya.

A logisztikus valószínűségi modellek megbecslésével arra a kérdésre kerestük a választ, hogy az exportáló vállalattá válásra hogyan hatottak a vállalatok bizonyos tulajdonságai (külföldi tulajdon, hozzáadott érték, létszám stb.). A tulajdonosi szerkezetet vizsgálva azt találtuk, hogy az exportőr kategóriába esés valószínűsége és a külföldi tulajdon között szignifikáns pozitív irányú kapcsolat azonosítható. A hozzáadott érték mérlegfőösszeghez viszonyított arányához, illetve a létszám változóhoz tartozó paraméterek szintén pozitív kapcsolatra utalnak.

Jelen elemzésünk eredményeit gazdaságpolitikai szempontból is érdemes megvizsgálni. Egyrészt fontos információ, hogy a hazai FinTech-szektor, bár méretében még viszonylag kicsi, mégis alapvetően versenyképesnek tekinthető, hiszen még egy olyan viszonylag szűk, globálisan is erősen versenyző szegmensben, mint a FinTech-szektor, érdemben azonosíthatók erős exportaktivitással rendelkező,

magas hozzáadott értékkel bíró hazai cégek. Másrészt elemzésünk alapján is megállapítható, hogy a magasabb hozzáadott érték növeli a FinTech-cégek exportaktivitásának valószínűségét, így ezen tényező erősítése esetében aktívabb exportpiaci jelenlét várható. Ez mind a hazai ösztönzési politika, mind a hazai exportstratégia szempontjából releváns lehet.

Felhasznált irodalom

Anagnostopoulos, I. (2018): *Fintech and regtech: Impact on regulators and banks*. Journal of Economics and Business, 100(November-December): 7–25. https://doi.org/10.1016/j.jeconbus.2018.07.003

Arner, D. W. – Barberis, J. N. – Buckley, R. P. (2015): *The Evolution of Fintech: A New Post-Crisis Paradigm?* University of Hong Kong Faculty of Law Research Paper No. 2015/047. http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2676553

Bhandari, M. (2016): *India and the Pyramid of Opportunity.* In: Chishti, S. – Barberis, J: The FinTech Book: The Financial Technology Handbook for Investors, Entrepreneurs and Visionaries, pp. 81–83. https://doi.org/10.1002/9781119218906.ch22

Bijmolt, T.H.A. – Zwart, P.S. (1994): *The impact of internal factors on the export success of Dutch small and medium-sized firms.* Journal of Small Business Management, 32(2): 69–83.

Buchak, G. – Matvos, G. – Piskorski, T. – Seru, A. (2018): *Fintech, regulatory arbitrage, and the rise of shadow banks.* Journal of Financial Economics, 130(3): 453–483. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2018.03.011

Dietz, M. – Olanrewaju, T. – Khanna, S. – Rajgopal, K. (2015): *Cutting through the noise around financial technology.* https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/cutting-through-the-noise-around-financial-technology#

Douglas, J. L. (2016): *New Wine Into Old Bottles: Fintech Meets the Bank Regulatory World.* Banking Institute Journal, 20(1): 17–65.

Eickhoff, M. – Muntermann, J. – Weinrich, T. (2017): *What do FinTechs actually do? A taxonomy of FinTech business models.* Conference Paper, International Conference on Information Systems 2017, South Korea.

Fáykiss Péter – Papp Dániel – Sajtos Péter – Tőrös Ágnes (2018): *A FinTech-innovációk ösztönzésének szabályozói eszközei: Innovation Hub és Regulatory Sandbox a nemzetközi gyakorlatban.* Hitelintézeti Szemle, 17(2): 43–67. http://doi.org/10.25201/HSZ.17.2.4367

FSB (2017): *Financial Stability Implications from FinTech.* Financial Stability Board. https://www.fsb.org/2017/06/financial-stability-implications-from-fintech/

Gai, K. – Qiu, M. – Sun, X. (2018): *A survey on FinTech.* Journal of Network and Computer Applications, 103(February): 262–273. https://doi.org/10.1016/j.jnca.2017.10.011

Gazel, M. – Schwienbacher, A. (2020): *Entrepreneurial fintech clusters.* Small Business Economics. https://doi.org/10.1007/s11187-020-00331-1

Gimpel, H. – Rau, D. – Röglinger, M. (2018): *Understanding FinTech start-ups–a taxonomy of consumer-oriented service offerings*. Electronic Markets, 28(3): 245–264. https://doi.org/10.1007/s12525-017-0275-0

Goldstein, I. – Jiang, W. – Karolyi, G. A. (2019): *To FinTech and beyond.* The Review of Financial Studies, 32(5): 1647–1661. https://doi.org/10.1093/rfs/hhz025

Hair, J.F. – Black, W.C. – Babin, B.J. – Anderson, R.E. (2009): *Multivariate Data Analysis*. 7th Edition. Pearson.

Jutla, S. – Sundararajan, N. (2016): *India's FinTech Ecosystem.* In: Chishti, S. – Barberis, J: The FinTech Book: The Financial Technology Handbook for Investors, Entrepreneurs and Visionaries, pp. 56–57. https://doi.org/10.1002/9781119218906.ch15

Kim, Y. – Park, Y. J. – Choi, J. (2016): *The Adoption of Mobile Payment Services for "Fintech".* International Journal of Applied Engineering Research, 11(2): 1058–1061.

King, B. (2014): *Breaking Banks: The Innovators, Rogues, and Strategists Rebooting Banking.* New York: John Wiley & Sons.

Kovács Erzsébet (2014): *Többváltozós adatelemzés.* Typotex.

Lee, I. – Shin, Y.J. (2018): *Fintech: Ecosystem, business models, investment decisions, and challenges.* Business Horizons, 61(1: 35–46. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2017.09.003

Melitz, M.J. (2003): T*he impact of trade on intra-industry reallocations and aggregate industry productivity.* Econometrica, 71(6): 1695–1725. https://doi.org/10.1111/1468-0262.00467

Miesenblock, K.J. (1988): *Small business and exporting: a literature review.* International Small Business Journal, 6(2): 42–61. https://doi.org/10.1177/026624268800600204

MNB (2019): *Versenyképességi program 330 pontban.* Magyar Nemzeti Bank. https://www.mnb.hu/letoltes/versenykepessegi-program.pdf

MNB (2020): *FinTech és Digitalizációs Jelentés.* Magyar Nemzeti Bank. https://www.mnb.hu/letoltes/fintech-es-digitalizacios-jelente-s-final.pdf

Müller János – Kerényi Ádám (2019): *A bizalom és etika igénye a digitális korszakban – Napfény és árnyék a FinTech világában.* Hitelintézeti Szemle, 18(4): 5–34. http://doi.org/10.25201/HSZ.18.4.534

Varga Dávid (2017): *FinTech, the new era of financial services.* Budapest Management Review, 48(11): 22-32. https://doi.org/10.14267/VEZTUD.2017.11.03

Melléklet

8. táblázat
A tulajdonosi háttér és a szolgáltatási kör közötti kapcsolat vizsgálata a hazai FinTech-KKV-k esetében Phi és Cramer V tesztekkel

	Stat.	Approx. Sig.	Exact Sig.
Phi	0,203	0,639	0,611
Cramer V	0,203	0,639	0,611
N	104		

9. táblázat
Normalitási teszt az exportaktivitás és a tulajdonosi háttér kapcsán

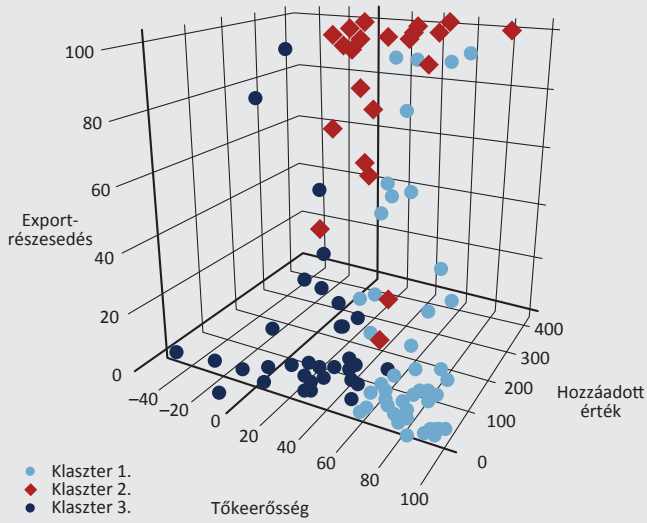
		Kolmogorov-Smirnov[a]			Shapiro-Wilk		
Exportrészesedés		**Stat.**	**df**	**Sig.**	**Stat.**	**df**	**Sig.**
Tulajdonosi háttér	Hazai	0,300	76	0,000	0,673	76	0,000
	Külföldi	0,239	29	0,000	0,774	29	0,000

Megjegyzés: a) Lilliefors Significance Correction

10. táblázat
A hazai FinTech-KKV-k exportaktivitása és tulajdonosi háttere közötti kapcsolat vizsgálata független mintás Mann-Whitney U teszttel

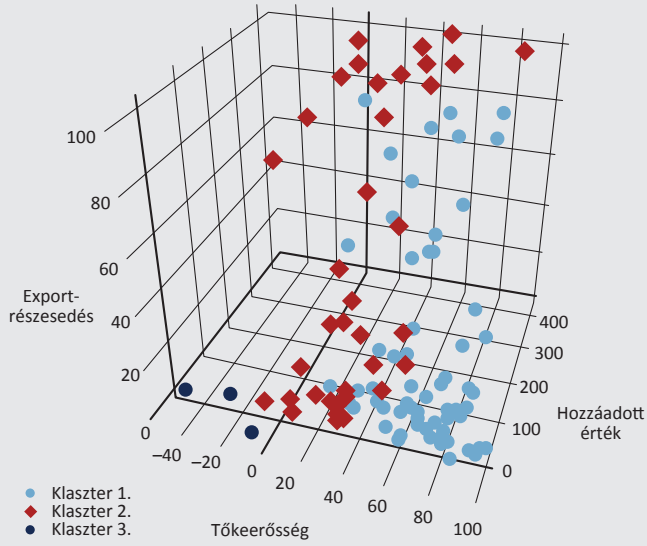
Total N	104
Mann-Whitney U	1 583,500
Wilcoxon W	1 989,500
Test Statistic	1 583,500
Standard Error	131,750
Standardized Test Statistic	3,943
Asymptotic Sig. (2-sided test)	0,000

6. ábra
K-közép klaszterek az exportrészesedés, a tőkeerősség és a mérlegfőösszeg-arányos hozzáadott érték szerint, 2018



Forrás: NAV, MNB

7. ábra
Hierarchikus klaszterek az exportrészesedés, a tőkeerősség és a mérlegfőösszeg-arányos hozzáadott érték szerint, 2018



Forrás: NAV, MNB