

## A pénzügyi kimutatások csalási kockázatának összehasonlító elemzése a román és magyar határmenti megyék cégei esetében\*

*A kutatás fő célja annak vizsgálata, hogy a vállalat pénzügyi jelentéseit hogyan manipulálják a beszámolókat készítő cégek. Az elemzett adatbázis a határ menti magyar-román megyék (Szatmár, Bihar, Arad, Temes, Szabolcs-Szatmár-Bereg, Hajdú-Bihar, Békés, Csongrád-Csanád) 2014-től 2019-ig terjedő időszakára vonatkozó pénzügyi beszámolóit tartalmazza. Az adatbázis azokat a vállalatokat tartalmazza, amelyek legalább 100 000 euró összes értékesítéssel és összes eszközzel rendelkeztek a vizsgált évek átlagában, és minden elemzett évre készítettek számviteli beszámolót. Az előző kritériumoknak megfelelő adatbázis a vizsgált hat év átlagát figyelembe véve 2331 magyar és 2437 román vállalatot tartalmazott. A az ötváltozós Beneish-féle M-pontszám modell kerüli felhasznáásra a pénzügyi kimutatások manipulációjának vizsgálatához. A Beneish-modellhez a következő döntési kritériumok kerültek alkalmazásra: ha az M-pontszám kisebb, mint -2,22, a manipuláció nem valószínű; ha az M-pontszám -2,22 és -1,78 között van, a manipuláció lehetséges; ha az M-pontszám nagyobb, mint -1,78, manipuláció valószínű. A magyarországi határmenti megyék cégeinek 26,01%-a valószínűleg manipulálja a pénzügyi beszámolóját, ami a román határmenti cégek esetében 24,58%. A magyar oldali megyék vállalatainak 66,39%-a valószínűleg nem manipulálja a számviteli beszámolóját, míg a román oldalon ez az arány 67,52%. A különbséget az úgynevezett „szürke zóna” okozza (lehetséges a manipuláció). Megállapítható, hogy a román határmenti megyék cégei kevésbé manipulálják a számviteli beszámolóikat, de ez statisztikai próbával nem támasztható alá. Mindkét régió vállalatainak a Beneish M-pontszám átlaga minden vizsgált évben kis negatív érték (magyar oldal: -0,83; román oldal: -0,90), amely érték meghaladja a -1,78 értéket, így a valószínűleg manipulált sávba esik. Végző megállapításként az*

### Comparative Analysis of the Fraud Risk of Financial Statements for Companies in the Romanian and Hungarian Border Counties

*The main goal of the research is to examine how the reporting companies manipulate the company's financial reports. The analysed database contains the financial statements of the border Hungarian-Romanian counties (Szatmár, Bihar, Arad, Temes, Szabolcs-Szatmár-Bereg, Hajdú-Bihar, Békés, Csongrád-Csanád) for the period from 2014 to 2019. The database contains companies that had at least 100,000 euros in total sales and total assets in the average of the analysed years and prepared an accounting report for each analysed year. Considering the average of the six years examined, the database corresponding to the criteria above contained 2,331 Hungarian and 2,437 Romanian companies. The five-variable Beneish M-score model was used to investigate the manipulation of financial statements. The following decision criteria were used for the Beneish model: if the M-score is less than -2.22, manipulation is unlikely; if the M-score is between -2.22 and -1.78, manipulation is possible; if the M-score is greater than -1.78, manipulation is likely. 26.01% of the companies in the Hungarian border counties probably manipulate their financial statements, which is 24.58% in the case of Romanian border companies. 66.39% of the companies in the counties on the Hungarian side probably do not manipulate their accounting reports, while this ratio is 67.52% on the Romanian side. The difference is caused by the so-called „grey zone” (manipulation is possible). It can be concluded that the companies of the Romanian border counties manipulate their accounting reports less, but a statistical test cannot support this. The average*

\* Ezt a kutatást a PADE 113/2019. számú pályázata támogatta.

*fogalmazható meg, hogy a két vizsgált régió vállalatai között nem mutatható ki szignifikáns különbség a számviteli beszámoló manipulációja tekintetében.*

**Kulcsszavak:** pénzügyi beszámoló hamisítások, Beneish modell, román-magyar határmenti megyék, összehasonlító elemzés

*Beneish M-score of the companies in both regions is small negative values in each examined year (Hungarian side: -0.83; Romanian side: -0.90), which exceeds the value of -1.78, thus falling into the possibly manipulated range. As a final statement, it can be stated that no significant difference can be shown between the companies of the two examined regions regarding the manipulation of the accounting report.*

**Keywords:** *fraudelement of financial statements, Beneish model, Romanian-Hungarian border counties, comparative analysis*

## Bevezetés

Mivel a vállalati teljesítménymérés a pénzügyi kimutatásokon alapul, a számviteli csalás rontja a befektetők bizalmát, és előítéleteket okoz a vállalati teljesítmény mérésére vonatkozó üzleti elemzésekben. A pénzügyi kimutatások elkészítésével és közzétételével kapcsolatos csalási tevékenységek kiemelt figyelmet kaptak az Enron-botrány után (Nigrini, 2005).

A csalárd pénzügyi beszámolók számának az elmúlt három évtizedben tapasztalt jelentős növekedése jelentős figyelmet keltett a befektetők, könyvvizsgálók, hitelezők, kutatók, oktatók és más érdekelt felek és a nyilvánosság körében is. A csalárd pénzügyi beszámolás általában a pénzügyi kimutatások manipulációjaként jelenik meg a jobb teljesítmény-jelentés elérése érdekében. Általában az eszközök, az árbevétel és a nyereség túlértékelésében, vagy a kötelezettségek, kiadások vagy veszteségek alulértékelésében nyilvánul meg. A csalárd pénzügyi beszámolás jelentős pénzügyi veszteségekhez vezethet az ilyen cégekkel kapcsolatban álló érdekelt felek számára.

A gazdasági és pénzügyi válságok bizalmatlanságot keltenek a gazdálkodó szervezetek pénzügyi kimutatásaival szemben a piacon. Például, az Enron vállalat 70 billió dolláros veszteséget okozott partnereinek. Ezen túlmenően más, szintén széles körben nyilvánosságra hozott botrányok a Worldcom, a Parmalat, az Ahold (Rezaee, 2005), a Xerox, a Sunbeam, a Waste Management, az Adelphia, a Tyco, a HealthSouth, a Global Crossing (Coates, 2007), a Lehman Brothers (Grove és Basílico, 2011) esetei voltak, és voltak még mások is.

A csalárd pénzügyi beszámolási gyakorlatok alááshatják a közvélemény bizalmát a pénzügyi jelentések megbízhatóságával és pontosságával kapcsolatban is, ha értékelni szeretnék a cég eredményességét, fenntarthatóságát és jövőbeli növekedését. Mivel a vállalati teljesítménymérés a pénzügyi kimutatásokon

alapul, a számviteli csalás rontja a befektetők bizalmát, és előítéleteket okoz a vállalati teljesítmény mérésére vonatkozó üzleti elemzésekben. A pénzügyi kimutatások elkészítésével és közzétételével kapcsolatos csalási tevékenységek kiemelt figyelmet kaptak az Enron-botrány után (Nigrini, 2005).

A cégek elmúlt években elvégzett pénzügyi elemzések során azt lehetett tapasztalni, hogy a pénzügyi kimutatások adatai között ellentmondások mutatkoznak. Ezért született az a kutatási ötlet, hogy meg kellene vizsgálni, a más célból beszerzett adatbázisban szereplő vállalatok pénzügyi kimutatásainak manipuláltságát. Az elemzéshez a Beneish-féle M-score modell értékei kerültek felhasználásra a korábbi feltételezések igazoltságának és a kapcsolódó tapasztalatoknak a meghatározásához.

A gazdasági társaságok számviteli szempontból figyelik a vállalati eredményt, mivel az a pénzügyi kimutatás lényeges tétele, és a jövedelmezőséget, más gazdasági mutatókhoz, mint a nettó árbevétel, a mérlegfőösszeg és a saját tőke felhasználásával számszerűsítik, és így jellemzik pénzügyi és gazdasági helyzetüket. A legtöbb esetben a profitot tekintik a vállalati teljesítmény legmagasabb szintjének, amivel azt próbálják mérni, hogy a vállalat hogyan működik a hozzáadott érték előállításában. Ez egy olyan jelzés, ami segít a tőkepiaci erőforrások elosztásában, és a profit növekedése növelheti a vállalat értékét, ezért a vállalat vezetésének alapvető érdeke a profit megfelelő szinten tartása.

Az előzőek miatt elengedhetetlen, hogy a vezetők megértsék gazdasági döntéseik számviteli következményeit, és képesek legyenek meghozni a legjobb döntéseket az üzleti egység számára. Néha a vállalatvezetés hajlamos úgy módosítani a pénzügyi jelentéseket, hogy jobb eredményeket mutasson be a vállalkozásról, és ezáltal is növelje üzleti partnereinek bizalmát.

A kutatást az is motiválta, hogy mindkét ország viszonylag alacsony korrupciós index-szel (CPI) rendelkezik. A Transparency International (<https://www.transparency.org/en/cpi/2021>) Magyarországra mért korrupciós észlelési indexe (CPI) nagyon alacsony, 2021-ben lecsökkent 43 pontra szemben a legjobb 88 ponttal (Dánia), míg Románia esetében kicsit magasabb, 45 pont. A Magyarország által elért 42-es index a 73. helyet jelenti, ezzel az utolsó előtti helyet foglalja el az Európai Unió tagállamai között, megelőzve a 78. helyen álló Bulgáriát. Románia pontszáma a 66. helyre emelte az országot, ami 7 hellyel jobb, mint a Romániáé. Ugyanakkor, Magyarország 2020-ban még a 69. helyen állt Romániával együtt, tehát egy év alatt sikerült elérni a csökkenést. A nagyobb korrupció jobban motiválhatja a vállalatokat a számviteli adataik manipulálására.

A kutatás fő célja tehát az, hogy a Beneish M-score modell segítségével, a pénzügyi beszámolás globális elveit követve feltárja a bevételek manipulálását, és feltárja a vállalkozások manipulációjának mértékét a román-magyar határ menti megyék vizsgált vállalatai esetében.

## 1. Szakirodalmi áttekintés

A pénzügyi kimutatások manipulálásának vizsgálata nem új keletű dolog. A csalással foglalkozó szakirodalmi cikkek Sutherland (1949) úttörő munkáján alapulnak, akit különösen érdekelt a vállalati vezetők által a részvényesekkel szemben elkövetett csalások tanulmányozása. Létrehozta a „fehérgalléros bűnözés” kifejezést a vállalatokban és egyéni vállalkozásokban tevékenykedő üzletemberek bűnöző tevékenységének reprezentálására. Albizri, Appelbaum, & Rizzotto (2019) átfogó áttekintést nyújt a számviteli csalással kapcsolatos szakirodalomról.

A vállalatok alapvetően hozzájárulnak a társadalmak hosszú távú fenntartható gazdagságához, és valószínűleg nélkülözhetetlenek a gazdasági, környezeti és társadalmi fejlődéshez. A megbízható kifelé irányuló pénzügyi beszámolás összefügg a vállalat hosszú távú értékeivel, és befolyásolja az érintettek értékelését is (Lizińska & Czapiewski, 2018).

Jones (2011) az által szerkesztett könyvben azt írja, hogy a számviteli csalások kivételes esetek. Ugyanakkor azt is megjegyzi, hogy szinte minden országban vannak ilyen esetek. Jones 12 ország (Európa [7], Ázsia [3], USA, Ausztrália) kutatóit hívta meg, hogy esettanulmányként mutassák be az országukban előforduló csalásokat. Összesen 58 számviteli csalást mutattak be a könyvben, így az átfogó képet ad a világ leghíresebb számviteli csalásairól. Emellett a könyv megpróbál teljes képet adni a csalás motivációiról, valamint bemutatja a kreatív könyvelés és a számviteli csalás szerepét is.

Halilbegovic, Celebic, Cero, Buljubasic, & Mekic (2020) leírták, hogy az elmúlt 20 évben jelentős, nagy károkat okozó vállalati számviteli csalások történtek. Azóta egyre többen foglalkoznak ezzel a témával, és a számviteli beszámoló-manipulációk vizsgálata került a középpontba.

Cooper, Dacin, & Palmer (2013) szerint kiemelten fontos a számviteli csalás kezelése, mert az jelentősen befolyásolhatja a különböző állami intézményekbe, egyéb szervezetekbe, bankokba és cégekbe vetett közbizalmat. A csalás és a korrupció a különböző szervezetek legitimitását is érintheti, ami hatással lehet az innovációra, a vállalkozói szellemre és a szabályozási megfelelésre is. Azt is megjegyzi, hogy a vállalati vezetők erkölcsi kettősségben (személyes és vállalati) töltik az életüket.

Karajian és Ullah (2022) azt vizsgálták, hogy a számviteli csalásban érintett vállalatok cselekedeteinek nyilvánosságra hozatala hogyan befolyásolja a vállalat jövedelmezőségét. Azt találták, hogy ezeknél a cégeknél jelentősen csökkentek a bevételek. De, azt is megfigyelték, hogy a bejelentést követő gyors vezető-és könyvvizsgálócsere pozitívan hatott a hosszabb távra. Az eredmény még jobb volt, ha gyors változás történt a pénzügyi vezetőkben.

Zhang, Wang, & Kong (2020) azt vizsgálták, hogy mi a kapcsolat a cégnek alkalmazottaival való kapcsolattartása és a csalás elkövetésének valószínűsége

között. Azt találták, hogy az alkalmazottaikkal jól bánó cégek kisebb valószínűséggel követnek el csalást. Arra a következtetésre jutottak, hogy a munkavállalók bevonása és a nyereségrészesedés lényeges elemei a munkavállalókkal való bánásmódnak.

Vladu, Amat, & Cuzdriorean (2017) megállapította, hogy a számviteli manipulációk erkölcsileg elítélendők, mert sértik a felhasználókat, irreális hatalomgyakorláshoz vezetnek, és csökkentik a számviteli szabályozókba vetett hitet.

A fentiekből az is megállapítható, hogy a számviteli szakmában etikai erózió következett be, mert ha a számviteli szakemberek minden esetben etikusan járnának el, nem fordulna elő ilyen csalás.

Mohammed, Sutainim, Islam, & Mohamed (2021) a profitmanipulációt és a vállalatirányítást kombinálták. Szerintük a profitmanipuláció a pénzügyi kimutatásokat próbálja kirakatba helyezni, elsősorban a profitot, mert lenyűgözheti a közvéleményt, a befektetőket és az elemzőket. Ez elfogadhatatlan magatartás, mert a pénzügyi kimutatások a vállalatirányítási mechanizmus eszközei, és a szervezeti értékteremtéshez kapcsolódnak.

A szakirodalomban számos módszer létezik a számviteli csalás valószínűségének becslésére (pl. mutatóelemzés, Beneish-modell, Benford-törvény, adatbányászat stb.) (Zack, 2013; Mantone, 2013; Tutino, 2019; Gruszczynski, 2020; Rad, Amiri, Ranjbar, & Salar, 2021; Isaković-Kaplan, 2021).

Kaminski, Sterling Wetzel, & Guan (2015) szerint a hamisított pénzügyi kimutatások komoly társadalmi és gazdasági problémákat okozhatnak. Analitikai eljárások alkalmazását javasolják a hamisított pénzügyi kimutatások feltárásának javítására. Céljuk volt annak meghatározása, hogy a pénzügyi mutatók különbözőnek-e a csaló és a nem csaló vállalatok esetében. 79 céget vizsgáltak meg és 21 mutatót használtak, amelyekből 16 szignifikáns mutatót találtak, de csak három volt szignifikáns a teljes időszakra vonatkozóan. A csaló cégek besorolására használt diszkriminancia elemzés 58–98%-ot ért el. Eredményeik empirikus bizonyítékot mutattak arra vonatkozóan, hogy a pénzügyi mutatószámok korlátozottan használhatók a hamisított kimutatások feltárására.

Kamal, Salleh, & Ahmad (2016) megállapították, hogy a Beneish M-pontszám modell egy pénzügyi kriminalisztikai eszköz a vállalatok pénzügyi kimutatásaiban előforduló valószínű profitmanipuláció mérésére. A modell hatékonyan kimutatta a jövedelmeket manipuláló cégek 76%-át az USA Értékpapír-és Tőzsdéfelügyelete által végzett vizsgálatban. Ez a modell sikeresen felfedezte a legnagyobb csalárd pénzügyi jelentési botrányok 71%-át az USA-ban még a nyilvánosságra hozataluk előtt. Tanulmányuk a Beneish-modell megbízhatóságát vizsgálja a malajziai tőzsdén jegyzett társaságok pénzügyi kimutatás-csalásainak a felderítésében, a nyilvánosságra hozatal előtt. Az eredmények azt mutatták, hogy a Beneish-modell 82%-ban megbízhatóan észleli a manipulációt a csalárd pénzügyi kimutatásokat készítő 17 vállalat közül 14-ben.

Számos szerző használta a Beneish-modellt a különböző országok vállalati számviteli jelentéseinek minősítésére. Shakouri, Taherabadi, Ghanbari, & Jamshidinavid (2021) a Beneish-modellt alkalmazták a pénzügyi kimutatással kapcsolatos csalások előrejelzésére, megelőzésére és felderítésére. A kutatási cél elérése érdekében a teheráni tőzsdén jegyzett 161 vállalat 2009 és 2018 közötti pénzügyi kimutatásait használták fel, emellett statisztikai tesztekkel ellenőrizték a Beneish-modell hasznosságát a csaló és egészséges vállalatok elkülönítésére. A tesztek megerősítették a modell hatékonyságát. Tarjo (2015) azt vizsgálta, hogy a Beneish-féle M-pontszám modell mennyire képes kimutatni a pénzügyi csalásokat. Az adatok a 2001-től 2014-ig tartó időszakra vonatkozóan a „Kibocsátói esetek szankciói” elnevezésű, a csaló cégekre vonatkozó vizsgálati adathalmazából származtak. Az elemzés eredményei azt mutatták, hogy a Beneish M-pontszám modell képes kimutatni a pénzügyi csalásokat. Repousis (2016) a nyolcváltozós Beneish-modellt alkalmazta, hogy valószínűsítse a pénzügyi kimutatásokban jelentkező csalásokat. Az elemzéshez 2011 és 2012 között 25 468 nem pénzügyi görög vállalatot használt fel. Megállapította, hogy a teljes minta 33%-ánál volt jele a valószínű manipulációnak. Az F-teszt azt mutatta, hogy a DSRI, AQI, DEPI, SGAI, TATA és LVGI mutatók jelentősen befolyásolták a Beneish M-pontszám értékeket. Hasan, Omar, Barnes, & Handley-Schachler (2017) 84 000 ázsiai tőzsdén jegyzett cég pénzügyi adatait elemezte 2010 és 2013 között. Eredményeik alapján hét ázsiai országból kiválasztott cégek 34%-át érintik a pénzügyi kimutatások manipulációi. A manipuláció átlagos mértéke 72%, az országok között pedig 5%-os szinten jelentős különbségek vannak. Ezenkívül négy változót határoztak meg, amelyek főként a manipuláció szintjét befolyásolták: DSRI, DEPI, AQI és TATA. Anning és Adusei (2020) 2008 és 2017 között a ghánai tőzsdén jegyzett 19 feldolgozó és kereskedelmi vállalat esetében vizsgálták a pénzügyi kimutatások manipulálását. A Beneish-modellt alkalmazták a cégek csoportosítására aszerint, hogy pénzügyi kimutatásukat manipulálták-e vagy sem. Ennek eredményeként kiderült, hogy a legtöbb cég manipulálta pénzügyi kimutatásait.

## 2. Elemzési adatbázis és módszertan

### 2.1. A kutatás adatbázisa

Az elemzési adatbázisban a magyar-román határ menti megyék azon vállalatai szerepelnek, amelyek éves átlagban legalább 100 ezer euró összbevétellel, és legalább két egymást követő évre (2014-2019) beszámolóval rendelkeztek. Azokat a vállalatokat is kizártuk az elemzésből, amelyek pénzügyi beszámolóiból hiányoztak a Beneish-modell alkalmazásához szükséges értékek. A legjelentősebb kiugró értékeket a Grubbs és Rosner teszt segítségével szűrtük ki az elem-

zés alaposabbá tétele érdekében. A vizsgálatba bevont megyék magyar részről: Szabolcs-Szatmár-Bereg, Hajdú-Bihar, Békés és Csongrád-Csanád megye; román oldalon: Szatmár, Bihar, Arad és Temes megye. A cégek megyék közötti megoszlását az 1. táblázat mutatja. Mivel csak a kritériumoknak megfelelő cégek és évek szerepelnek az adatbázisban, a cégszámok évenként eltérőek.

1. táblázat: A vállalatok megoszlása országonként, megyénként és évenként

<b>Megyék</b>	<b>2015</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>
Szabolcs-Szatmár-Bereg	599	606	612	607	596
Hajdú-Bihar	722	734	749	749	743
Békés	382	389	385	394	390
Csongrád-Csanád	594	604	596	601	605
<b>Magyar oldal összesen</b>	<b>2,297</b>	<b>2,333</b>	<b>2,342</b>	<b>2,351</b>	<b>2,334</b>
Szatmár	306	309	319	318	318
Bihar	681	692	701	697	706
Arad	477	490	495	492	490
Temes	922	936	941	950	945
<b>Román oldal összesen</b>	<b>2,386</b>	<b>2,427</b>	<b>2,456</b>	<b>2,457</b>	<b>2,459</b>

## 2.2. A kutatás során alkalmazott módszer bemutatása

A Beneish-modell három mutatócsoportot alkalmaz:

- a vállalat jövőbeli teljesítményére vonatkozó mutatók,
- a pénzáramlásokra és elhatárolásokra vonatkozó mutatók,
- mutatók, amelyek a vezető motivációira utalnak a pénzügyi adatok manipulálásában (Ibadin & Ehigie, 2019).

A Beneish-modell egy matematikai modell, amely nyolc, illetve öt pénzügyi mutatóból létrehozott összefüggést használ, és meghatározza, hogy egy vállalat manipulálta-e a nyereségét vagy sem (Beneish, 1999). A mutatók egy regressziós függvény elemei, amelyek egy M-pontszám (M-score) érték kiszámításához kerülnek felhasználásra, ami leírja, hogy a nyereséget mennyire manipulálták. A modellt eszközként használják a pénzügyi csalások felderítésére. Az alapvető elmélet, amelyre Beneish az M-pontszám értékét alapozza, arra épül, hogy a vállalatok nagyobb valószínűséggel manipulálják nyereségüket, ha romló bruttó árbevétel arányos nyereséggel, növekvő működési költségekkel és tőkeáttétellel rendelkeznek, amelyek befolyásolják a vállalati nyereséget.



A 8 mutatót tartalmazó Beneish-modell a következő összefüggést használja  
 $M = -4,84 + 0,92 * DSRI + 0,528 * GMI + 0,404 * AQI + 0,892 * SGI + 0,115 * DEPI -$

$0,172 * SGAI - 0,327 * LVGI + 4,679 * TATA$

az 5 mutatót tartalmazónak pedig a következő az egyenlete (Timofte, Socoliuc,, Grosu, & Coca, 2021; Durana, Blazek, Machova, & Krasnan, 2022)

$M = -6,065 + 0,823 * DSRI + 0,906 * GMI + 0,593 * AQI + 0,717 * SGI + 0,107 * DEPI$

ahol

DSRI – Beszedési napok mutató

GMI – Bruttó árbevétel arányos jövedelmezőségi mutató

AQI – Eszközminőségi mutató

SGI – Értékesítési bevétel növekedési mutató

DEPI – Értékcsökkenés változási mutató

SGAI – Általános költségek arány mutató

LVGI – Teljes elhatárolás az összes eszközhöz képest mutató

TATA – Tőkeáttételi mutató

A kihagyott 3 mutató nem volt szignifikáns az eredeti Beneish-modellben.

Beneish az M-pontszám (M-score) értékek alapján három részre osztotta a minősített vállalatokat:

1. Valószínűleg nem manipulált (Unlikely Manipulated - VNM) – M-pontszám < -2,22

2. Lehetséges a manipuláció (Probably Manipulated - LM) – -2,22 =< M-pontszám < -1,78

3. Valószínűleg manipulált (Likely Manipulated - VM) – M-pontszám > -1-78

Mivel viszonylag könnyen használható, a Beneish-modell hatékony szűrő-eszköz lehet a bevétel-manipulációra. Fontos azonban megjegyezni, hogy a magas M-pontszám nem bizonyítja a csalást, hanem csak arra utal, hogy további vizsgálatokra lehet szükség, mert problémák adódhatnak a pénzügyi kimutatással.

Az elemzés kapcsán a következő két hipotézist fogalmaztuk meg:

1. Az M-pontszám kategorizálás (VM, LM, VNM) szerint a magyar régió vállalatai kevésbé manipuláltak, mint a román régió vállalatai.

2. Az M-pontszám kategorizálás (VM, LM, VNM) szerint a szomszédos megyék között szignifikáns különbség van.

3. Eredmények

A számítások elkezdése előtt ellenőriztük M-pontszám kategóriánként a kiugró értékeket, mert az elkészített boxplot diagramok azt jelezték, hogy elég sok kiugró érték található. Többféle módszerrel is próbálkoztunk, de mindegyik esetben nagyon sok tételt kellett volna kihagyni, ezért úgy döntöttünk, hogy a



boxplot diagram segítségével készítettünk egy egyszerűbb szűrést. A valószínűleg manipulált adatokkal kezdtük a szűrést és addig folytattuk, amíg az adatok már viszonylag sűrűn követték egymást, ami 44 adat elhagyása után következett be. Ezzel a felső határ lecsökkent 400-ra. Már ez is jelentős változást hozott, mert az eredeti 24,09-es M-pontszám átlag lecsökkent 8,06-ra, a tételszám pedig a VM kategóriában csak 0,73%-kal csökkent. Az NVM kategória esetében úgy döntöttünk, hogy hasonló intervallumot hagyunk meg, így az alsó határ -400 lett, és ez 27 tétel elhagyását jelentette, ami a teljes tételszám 0,45%-a. A két csökkentéssel a vizsgált tételek száma 71-gyel csökkent, ami összesen 1,18%-os csökkenést jelentett. Az M-pontszám átlaga az NVM esetében -8,55-ről -4,09-re változott. A továbbiakban ezzel a szűrt adatbázissal dolgoztunk, és a következőkben bemutatásra kerülő eredmények is ez alapján kerültek kiszámításra.

A kutatás során mindkét Beneish modellt (a 8 változós és az 5 változós) kiszámításra került. A 8 változós modell összefoglaló eredményeit a 2. táblázat mutatja be.

2. táblázat: A 8 változós Beneish modell országokénti és évenkénti megoszlása sz egyes M-pontszám kategóriák között

Ország	Év	VM	LM	NVM
Hungary	2015	36.07%	14.32%	49.61%
	2016	41.54%	14.69%	43.77%
	2017	36.66%	15.69%	47.64%
	2018	35.05%	15.69%	49.25%
	2019	31.24%	11.77%	56.98%
	Évek átlaga	<b>36.42%</b>	<b>14.58%</b>	<b>49.82%</b>
Romania	2015	39.97%	11.88%	48.15%
	2016	36.42%	13.85%	49.73%
	2017	38.14%	13.43%	48.43%
	2018	38.33%	14.92%	46.75%
	2019	32.22%	10.60%	57.18%
	Évek átlaga	<b>37.19%</b>	<b>13.12%</b>	<b>50.34%</b>

A 2. táblázatból eléggé egyes kép rajzolódik ki. Ugyanakkor a következő megállapítások tehetők:

- A román oldali megyékben a valószínűleg manipulált (VM) cégek aránya a 2016-os év kivételével minden évben magasabb volt, mint a magyar oldal megyéiben. Az évek átlaga érték is a román oldalon a magasabb, de a különbség kicsi (0,77).

– A valószínűleg manipulált vállalatok átlagos aránya a román megyékben csak két esetben volt alacsonyabb, mint a magyarokéban, de az évek átlagát tekintve a valószínűleg nem manipulált (NVM) vállalatok aránya a román oldalon a magasabb, de a különbség nagyon kicsi (0,52).

– A lehetséges, hogy manipulált (szürke zónabeli - LM) vállalatok a magyar oldalon a nagyobb, és a különbség is jelentősebb, mint az első két kategóriánál (1,46).

– Az előző 3 megállapítást figyelembe véve nem lehet egyértelműen eldönteni, hogy melyik országrész teljesít jobban a beszámolók manipuláltságát tekintve.

A 2. táblázat alapján az a következtetés vonható le, hogy a valószínűleg manipulált vállalatok minden évben viszonylag nagy arányt képviselnek, és így a valószínűleg nem manipulált vállalatok csak 2019-ben haladják meg az 50%-ot. A 8 változós modellt nem elemeztük tovább, helyette elkészült az 5 változós modell. Az ötváltozós modell mellett azért döntöttünk, mert ahogyan a módszertani leírásból is kitűnik, az utolsó 3 változó együtthatója nem volt szignifikáns. Másrészt az SGAI mutatókat nem tudtuk pontosan meghatározni, így a 8 változós modellben annak csak becslést szerepeltek. A becslést a forgalmi költség formájú beszámolók alapján tettük meg, ami felvetett kérdéseket azok pontosságát illetően. Az 5 változós modellben csak olyan mutatók szerepelnek, amelyek a rendelkezésre álló beszámoló adatokból is meghatározhatóak. Az 5 változós Beneish modell M-pontszámainak az országokénti, évenkénti és M-pontszám kategóriánkénti megoszlásai a 3. táblázatban láthatók.

A 3. táblázatban már több mint 10 százalékponttal kisebb a valószínűleg manipulált vállalatok aránya a 2. táblázatban található arányokhoz képest. Az előzőekben leírtakat is figyelembe véve, azt gondoljuk, hogy ez a számítás reálisabb és megbízhatóbb képet ad az elemzett vállalkozásokról. Ezért úgy döntöttünk, hogy részletesebben a 3. táblázatban található eredményeket elemezzük. Azt is látni lehet a táblázatból, hogy a VM és az NVM kategóriák román oldali adatai jobbak, amit statisztikai próbákkal is ellenőrzünk. A statisztikai próbák közül a nem-paraméteres próbákat használjuk, mert az M-pontszámok nem normáloszlásúak, amit a Kolmogorov-Szmirnov próba is alátámasztott. Ugyanakkor az M-pontszám alapján történő kategorizálásból is az következik, hogy a valószínűleg nem manipulált vállalatok (NVM) száma nagy eséllyel nagyobb, mint a valószínűleg manipulált vállalatok száma (VM). Ezért az eloszlás csak nagyon kis valószínűséggel lehet szimmetrikus, tehát nagy valószínűséggel balra ferdülő eloszlást kapunk. A táblázatból is látható, hogy az adatok az eloszlás jobb oldalán csoportosulnak.

3. táblázat: Az 5 változós Beneish modell országonkénti és évenkénti megoszlása az egyes M-pontszám kategóriák között

Ország	Év	VM	LM	NVM
Magyarország	2015	25.81%	7.77%	66.42%
	2016	29.38%	7.73%	62.89%
	2017	24.44%	8.58%	66.98%
	2018	24.14%	7.21%	68.66%
	2019	25.61%	7.65%	66.74%
	Évek átlaga	<b>26.01%</b>	<b>7.81%</b>	<b>66.39%</b>
Románia	2015	23.30%	7.30%	69.40%
	2016	25.38%	7.85%	66.76%
	2017	23.72%	8.08%	68.19%
	2018	25.30%	8.42%	66.29%
	2019	25.00%	8.08%	66.92%
	Évek átlaga	<b>24.58%</b>	<b>7.97%</b>	<b>67.52%</b>

Először az országok kerültek összehasonlításra a teljes M-pontszám alapján, évenként (4. táblázat). A 4. táblázatból látható, hogy a román és a magyar megyék vállalatainak az összehasonlításában a román megyék vállalatai 3 évben adtak jobb eredményt, míg a magyarok csak kettőben. Ebben az összehasonlításban a kisebb érték számít jobb eredménynek, mert azok tekinthetők valószínűleg nem manipulált (VNM) vállalatoknak, amelyek M-pontszáma kisebb mint -2,22 (a jobb eredmény sötét színnel került jelzésre). Mindez azt jelenti, hogy a vizsgált években és megyékben összességében a román vállalatok valószínűleg kevésbé manipulálták a pénzügyi beszámolóikat, mint a vizsgált magyar régió cégei. A Wilcoxon-próba csak a két első évben mutat szignifikáns eltérést a két ország között és akkor is román régió vállalatai előnyére.

4. táblázat: Az 5 változós Beneish modell országonkénti és évenkénti M-pontszám átlagai és azok összehasonlításának Wilcoxon-próba értékei

Év	Magyar megyék	Román megyék	Wilcoxon-próba p-value
2015	-0.9816	-1.2628	0.73%
2016	-0.1596	-0.8696	0.43%
2017	-1.6242	-1.0377	88.42%

2018	-0.4092	-0.6239	33.97%
2019	-0.9733	-0.7398	72.53%
Évek átlaga	-0.8287	-0.9049	

Az 5. táblázatban az M-pontszámok országokénti és évenkénti megoszlás mellett figyelembe vételre került az M-pontszám kategóriánkénti megoszlása is. Minél inkább negatív az M-pontszám értéke, annál kisebb a valószínűsége a manipulációnak, és minél nagyobb, annál nagyobb a manipuláció valószínűsége.

5. táblázat: Az 5 változós Beneish modell országokénti, évenkénti és M-pontszám kategóriánkénti M-pontszám kategória arányok és átlagok

Ország	Év	VM		LM		NVM	
		Arány	M-pont	Arány	M-pont	Arány	M-pont
Magyar oldal	2015	25.79%	6.42	7.77%	-1.99	66.45%	-3.74
	2016	29.37%	9.39	7.73%	-2.02	62.90%	-4.39
	2017	24.41%	4.94	8.57%	-2.01	67.02%	-3.97
	2018	24.11%	8.58	7.20%	-2.02	68.70%	-3.40
	2019	25.59%	7.75	7.64%	-2.04	66.77%	-4.20
	Évek átlaga	<b>25.99%</b>	<b>7.49</b>	<b>7.80%</b>	<b>-2.02</b>	<b>66.43%</b>	<b>-3.93</b>
Román oldal	2015	23.27%	8.22	7.30%	-2.01	69.43%	-4.37
	2016	25.34%	9.80	7.84%	-2.02	66.82%	-4.79
	2017	23.69%	8.06	8.07%	-2.01	68.24%	-4.09
	2018	25.27%	8.16	8.41%	-2.02	66.33%	-3.80
	2019	24.98%	8.84	8.07%	-2.01	66.95%	-4.17
	Évek átlaga	<b>24.54%</b>	<b>8.63</b>	<b>7.94%</b>	<b>-2.01</b>	<b>67.55%</b>	<b>-4.24</b>

VM – Valószínűleg Manipulált

LM – Lehetséges Manipuláció

NVM – Valószínűleg Nem Manipulált

Az 5. táblázat alapján az látható, hogy a valószínűleg nem manipulált kategóriát tekintve a román régió vállalatai mind az arányokat és mind az M-pontokat tekintve átlagosan jobban állnak, mint a magyar régió vállalatai. A román vállalatok 4 évben rendelkeznek jobb értékkel, mint a magyar vállalatok. Ebben a kategóriában, az évek átlaga is a román vállalatoknál mutat jobb érté-

ket. Ha a valószínűleg manipulált kategóriát nézzük (itt az aránynál a magasabb érték a rosszabb), akkor az állapítható meg, hogy az arányokat tekintve a román régió cégei a jobbak, míg az M-pontokat tekintve a magyar régió cégei. Az évek átlaga is hasonló helyzetet mutatnak, mint az évenkénti adatok. Összességében, egyértelműen nem dönthető el, hogy melyik ország a jobb, de román vállalatok értékei meggyőzőbbek, mert a valószínűleg nem manipulált beszámolók vonatkozásában jobban teljesítettek. A Wilcoxon-próba csak két esetben mutatott ki szignifikáns eltérést, VM-2017 és LM-2019.

Az LM kategória elemzésével nem foglalkozunk, mert ott egy nagyon szűk határ közé vannak beszorítva az értékek (-2,22 és -1,78), ami az átlagokon is látszik, hiszen lényegében nincsen különbség közöttük. Ugyanakkor a VM kategória felülről, míg az NVM alulról nyitott, azaz az adott irányba bármilyen értéket felvehet.

A 3-5. táblázatok alapján az első hipotézist el kell vetni, mivel az eredmények alapján nem lehet egyértelműen megállapítani, hogy mely régiók teljesítettek a jobban.

A következőkben a szomszédos megyék kerülnek összehasonlításra. A 6. táblázat Szabolcs-Szatmár-Bereg és Szatmár megyék vállalatainak az átlagos M-pontszámait tartalmazza. A táblázatból látható, hogy az átlagos arányban vannak kisebb és nagyobb különbségek. Ugyanakkor az M-pontok esetében kisebbek a különbségek a két megye vállalatai között. Az elvégzett Wilcoxon-próba nem mutatott ki szignifikáns különbséget egyik jellemző vonatkozásában sem. Ugyanakkor a 6. táblázat adatait megvizsgálva megállapítható, hogy a Szatmár megyei vállalatok valószínűleg kevésbé hamisították meg a számviteli beszámolóikat. A VM kategória esetében az arányok vonatkozásában az 5-ből négy évben rendelkeztek jobb értékkel, és az M-pont esetében is 5 évből 3-ban érték el jobb eredményt. Az arány esetében az évek átlagában 4,09 százalékponttal jobb eredményt értek el. Az M-pont esetében csak 0,24 százalékpont a különbség Szatmár megye javára.

A 6. táblázat az is látható, hogy az NVM kategória esetében hasonló a helyzet, mint a VM kategória esetében volt. Ebben az esetben is a Szatmár megyei cégek értek el jobb eredményt, és az évek átlagának a különbségei is nagyon hasonlóak (3,59 és 0,25 százalékpont). Az NVM kategória értékei is azt erősítik meg, hogy ha statisztikailag nem is szignifikánsan, de a Szatmár megyei vállalatok kevésbé hamisították meg a számviteli beszámolóikat. Szatmár megye esetében 15 (75%) szürke cella látható a 6. táblázatban, míg Szabolcs-Szatmár-Bereg megye esetében csak 5 (25%).

6. táblázat: Az 5 változós Beneish modell szomszédos megyénkénti, évenkénti és M-pontszám kategóriánkénti M-pontszám átlagok

Megye	Év	VM		LM		NVM	
		Arány	M-pont	Arány	M-pont	Arány	M-pont
Szabolcs-Szatmár-Bereg	2015	24.79%	9.09	7.71%	-1.98	67.50%	-3.97
	2016	31.74%	7.05	10.74%	-2.01	57.52%	-3.42
	2017	24.71%	8.34	9.39%	-2.01	65.90%	-4.48
	2018	27.27%	4.83	6.45%	-2.03	66.28%	-3.29
	2019	27.61%	7.72	8.42%	-2.04	63.97%	-3.95
	Évek átlaga	<b>27.47%</b>	<b>7.34</b>	<b>8.80%</b>	<b>-2.01</b>	<b>64.42%</b>	<b>-3.83</b>
Szatmár	2015	21.64%	6.88	8.85%	-2.02	69.51%	-4.29
	2016	21.24%	5.47	10.13%	-2.03	68.63%	-3.57
	2017	25.24%	4.71	6.94%	-2.03	67.82%	-4.15
	2018	26.50%	8.14	9.46%	-2.02	64.04%	-3.72
	2019	21.07%	10.47	9.12%	-2.01	69.81%	-4.62
	Évek átlaga	<b>23.38%</b>	<b>7.10</b>	<b>8.89%</b>	<b>-2.02</b>	<b>68.01%</b>	<b>-4.08</b>

VM – Valószínűleg Manipulált

LM – Lehetséges Manipuláció

NVM – Valószínűleg Nem Manipulált

A 7. táblázat a következő két szomszédos megye jellemzőit mutatja be, Hajdú-Bihar és Bihar megyéét. A 7. táblázat is a 6. táblázathoz nagyon hasonló képet mutat. Egyrészt a Wilcoxon próba ebben az esetben sem mutatott ki szignifikáns eltérést az egyik évben sem. Ugyanakkor a román oldali Bihar megye vállalatai a táblázat alapján előnyösebb képet mutatnak, mint a Hajdú-Bihar megyeiek. Ugyanakkor itt sem lehet teljesen egyértelműen kijelenteni, hogy valószínűsíthetően melyik megye vállalatai manipulálják kevésbé a számviteli beszámolóikat. Itt is csak azt lehet megállapítani, hogy Bihar megye vállalatai esetében talán nagyobb valószínűséggel megállapítható az alacsonyabb manipulációs szint.

7. táblázat: Az 5 változós Beneish modell szomszédos megyénkénti, évenkénti és M-pontszám kategóriánkénti M-pontszám átlagok

Megye	Év	VM		LM		NVM	
		Arány	M-pont	Arány	M-pont	Arány	M-pont
Hajdú-Bihar	2015	25.17%	9.09	8.76%	-1.98	66.06%	-3.97
	2016	28.69%	7.05	6.28%	-2.01	65.03%	-3.42
	2017	25.00%	8.34	8.02%	-2.01	66.98%	-4.48
	2018	24.50%	4.83	6.56%	-2.03	68.94%	-3.29
	2019	23.92%	7.72	7.30%	-2.04	68.78%	-3.95
	Évek átlaga	<b>25.56%</b>	<b>7.40</b>	<b>7.49%</b>	<b>-2.01</b>	<b>67.21%</b>	<b>-3.82</b>
Bihar	2015	23.53%	6.88	6.62%	-2.02	69.85%	-4.29
	2016	26.23%	5.47	7.39%	-2.03	66.38%	-3.57
	2017	21.75%	4.71	7.58%	-2.03	70.67%	-4.15
	2018	25.54%	8.14	8.51%	-2.02	65.95%	-3.72
	2019	27.27%	10.47	7.81%	-2.01	64.91%	-4.62
	Évek átlaga	<b>25.03%</b>	<b>7.26</b>	<b>7.58%</b>	<b>-2.02</b>	<b>67.62%</b>	<b>-4.08</b>

VM – Valószínűleg Manipulált

LM – Lehetséges Manipuláció

NVM – Valószínűleg Nem Manipulált

A 8. táblázatban Békés és Arad megyére vonatkozó eredmények kerülnek bemutatásra. E két szomszédos megye vonatkozásában az a különbség a korábbi két megyepárhoz (6. és 7. táblázat) képest, hogy a VM kategória esetében 2017-ben a Wilcoxon-próba szignifikáns különbséget mutatott ki a két megye között, így az átlag adat alapján Békés megye szignifikánsan jobb eredményt mutat. A másik különbség, hogy e két megye tekintetében a magyar oldali vállalatok adatai tűnnek jobbnak. Egyértelmű különbség azonban itt sem állapítható meg. Az évek átlagait tekintve az arányoknál és az M-pontnál is felváltva jobbak a két régió megyéi.



8. táblázat: Az 5 változós Beneish modell szomszédos megyénkénti, évenkénti és M-pontszám kategóriánkénti M-pontszám átlagok

Megye	Év	VM		LM		NVM	
		Arány	M-pont	Arány	M-pont	Arány	M-pont
Békés	2015	27.30%	3.09	7.09%	-2.04	65.62%	-3.68
	2016	31.11%	15.69	5.91%	-2.00	62.98%	-4.34
	2017	21.88%	2.47	7.29%	-1.99	70.83%	-3.85
	2018	23.16%	11.49	8.40%	-2.04	68.45%	-3.68
	2019	24.42%	7.78	6.17%	-2.06	69.41%	-4.55
	Évek átlaga	<b>25.99%</b>	<b>8.51</b>	<b>7.09%</b>	<b>-2.03</b>	<b>67.58%</b>	<b>-4.02</b>
Arad	2015	23.74%	8.64	7.14%	-2.02	69.12%	-4.32
	2016	25.51%	10.57	7.14%	-2.02	67.35%	-6.24
	2017	23.68%	10.89	10.12%	-2.01	66.19%	-3.80
	2018	25.20%	14.89	8.74%	-2.06	66.06%	-3.63
	2019	23.66%	9.69	9.05%	-2.05	67.28%	-4.07
	Évek átlaga	<b>24.39%</b>	<b>11.00</b>	<b>8.44%</b>	<b>-2.03</b>	<b>67.20%</b>	<b>-4.42</b>

VM – Valószínűleg Manipulált

LM – Lehetséges Manipuláció

NVM – Valószínűleg Nem Manipulált

A 9. táblázatban bemutatott két megye, Csongrád-Csanád és Temes megyék esetében ismét a korábban megismert mintázat látszódik. Ebben a táblázatban látható eredmények a 8. táblázatban megismerthez hasonlíthatnak. A Wilcoxon-próba itt is egy szignifikáns eredményt adott, az LM kategóriában a 2019-es évben, aminek a korábban leírtakat figyelembe véve nincsen jelentősége. Tehát Csongrád-Csanád és Temes megyék esetében sem határozható meg egyértelmű különbség.

9. táblázat: Az 5 változós Beneish modell szomszédos megyénkénti, évenkénti és M-pontszám kategóriánkénti M-pontszám átlagok

Megye	Év	VM		LM		NVM	
		Arány	M-pont	Arány	M-pont	Arány	M-pont
Csongrád-Csanád	2015	26.64%	5.73	7.08%	-1.99	66.27%	-3.76
	2016	26.74%	5.39	7.64%	-2.04	65.61%	-4.91
	2017	25.13%	5.44	9.27%	-2.01	65.60%	-3.61
	2018	21.17%	13.84	8.00%	-2.01	70.83%	-3.31
	2019	26.49%	7.86	8.28%	-2.06	65.23%	-4.25
	Évek átlaga	<b>25.41%</b>	<b>7.50</b>	<b>8.12%</b>	<b>-2.01</b>	<b>66.78%</b>	<b>-3.81</b>
Temes	2015	23.45%	8.61	7.38%	-2.00	69.16%	-4.33
	2016	26.05%	10.88	7.82%	-2.04	66.13%	-4.68
	2017	24.71%	7.30	7.77%	-2.00	67.52%	-3.55
	2018	24.76%	6.10	7.83%	-2.01	67.41%	-3.72
	2019	25.32%	5.51	7.42%	-1.99	67.27%	-3.89
	Évek átlaga	<b>24.89%</b>	<b>7.14</b>	<b>7.64%</b>	<b>-2.02</b>	<b>67.51%</b>	<b>-4.08</b>

VM – Valószínűleg Manipulált

LM – Lehetséges Manipuláció

NVM – Valószínűleg Nem Manipulált

A 6-9. táblázatokban közölt eredmények alapján a 2. hipotézist is el kell vetni, mert nem mutatható ki statisztikailag szignifikáns különbség a román magyar határmenti szomszédos megyék között.

#### 4. Konklúzió

A rendelkezésre álló magyar és román számviteli beszámolók szerkezete miatt a kutatás során a Beneish-féle 5 változós M-pontszámot meghatározó modell került kiválasztásra. Ez a modell véleményünk szerint jobban illeszkedik az általunk használt adatbázisban lévő adatokhoz. A szakirodalomban ezt a modell típust használják ritkábban, de a mi esetünkben nagy valószínűséggel ez adja a pontosabb eredményt.

Az adatbázis elemzése során az is kiderült, hogy jelentős számban találhatók kiugró értékek mindkét régió vállalatai esetében. Elvégezve különböző vizsgálatokat (boxplot diagram – IQR, Hampler filter, Grubbs's test, Dixon's test), az

derült ki, hogy sok tételt) vállalatot (300-400) kellene kizárni az elemzésből. Ugyanakkor az is egyértelmű, hogy a nagyobb kiugró értékek rontják az eredményt. Mindezeket figyelembe véve a boxplot diagram segítségével megvalósított szűrés mellett döntöttünk, ami szubjektív abból a szempontból, hogy hány tétel kerüljön kizárásra.

A saját és a szakirodalmi eredményeket összevetve, azt lehet megállapítani, hogy hasonló nagyságú a valószínűleg manipulált számviteli beszámoló aránya.

Az eredmények alapján az is megállapítható, hogy nem mutatható ki egyértelmű szignifikáns különbség a két régió vállalatai között a számviteli beszámoló manipulálása vonatkozásában.

Azt is fontos hangsúlyozni, hogy ezek az eredmények csak a vizsgált régiókra vonatkozóan tükröznek bizonyos képet, és vonhatók le belőlük következtetések. Valószínűleg más eredményt kapnánk, ha teljes magyar és román gazdaságra kiterjesztenénk az elemzést.

A kapott eredmények megbízhatóságának bizonyítása érdekében célszerű lenne a vizsgálatot más módszerrel is elvégezni. Elég széles körben használt módszer a számviteli hamisítások kimutatásában a Benford's law, amit a jövőben tervezünk alkalmazni, és összehasonlítani ezen kutatás során kapott eredményekkel.

## Irodalomjegyzék

- Albizri, A., Appelbaum, D., & Rizzotto, N. (2019). Evaluation of financial statements fraud detection research: a multi-disciplinary analysis. *International Journal of Disclosure and Governance*, 16, 206–241. <https://doi.org/0.1057/s41310-019-00067-9>
- Anning, A. A., & Adusei, M. (2020). An Analysis of Financial Statement Manipulation among Listed Manufacturing and Trading Firms in Ghana. *Journal of African Business*, 1–15. <https://doi.org/10.1080/15228916.2020.1826856>
- Beneish, M. D. (1999). The Detection of Earnings Manipulation. *Financial Analyst Journal*, 55 (5), 24–36. <https://doi.org/10.2469/faj.v55.n5.2296>
- Coates, J. C. (2007). The Goals and Promise of the Sarbanes–Oxley Act. *Journal of Economic Perspectives*, 21 (1), 91–116. <https://doi.org/10.1257/jep.21.1.91>
- Cooper, D. J., Dacin, T., & Palmer, D. (2013). Fraud in accounting, organizations and society: Extending the boundaries of research. *Accounting, Organizations and Society*. 38 (6-7), 440–457. <https://doi.org/10.1016/j.aos.2013.11.001>
- Durana, P., Blazek, R., Machova, V., & Krasnan, M. (2022). The use of Beneish M-scores to reveal creative accounting: evidence from Slovakia. *Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy*, 17(2), 481–510. <http://doi.org/10.24136/eq.2022.017>

- Grove, H., & Basilio, E. (2011). Major financial reporting frauds of the 21st century: Corporate and risk lessons learned. *Journal of Forensic and Investigative Accounting*, 3 (2), 191–226.
- Gruszczynski, M. (2020). *Financial Microeconometrics. A Research Methodology in Corporate Finance and Accounting*. Springer Nature Switzerland, <https://doi.org/10.1007/978-3-030-34219-7>
- Halilbegovic, S., Celebic, N., Cero, E., Buljbasic, E., & Mekic, A. (2020). Application of Beneish M-score model on small and medium enterprises in Federation of Bosnia and Herzegovina Abstract: The last two decades have witnessed high-profile corporate accounting scandals. *Eastern Journal of European Studies*, 11 (1), 146–163.
- Hasan, M. S., Omar, N., Barnes, P., & Handley-Schachler, M. (2017). A cross-country study on manipulations in financial statements of listed companies. *Journal of Financial Crime*, 24 (4), 656–677. <http://doi.org/10.1108/jfc-07-2016-0047>
- Ibadin, P. O., & Ehigie, A. H. (2019). Beneish Model, Corporate Governance and Financial Statements Manipulation. *Asian Journal of Accounting and Governance*, 12, 51-64. <http://doi.org/10.17576/AJAG-2019-12-05>
- Isaković-Kaplan, Š., Demirović, L., & Proho, M. (2021). Benford's Law in Forensic Analysis of Income Statements of Economic Entities in Bosnia and Herzegovina. *Croatian Economic Survey*, 23 (1), 31–61. <http://doi.org/10.15179/ces.23.1.2>
- Jones, M. J. (ed.), 2011. *Creative Accounting, Fraud and International Accounting Scandals*. John Wiley & Sons Ltd. ISBN 978-0-470-05765-0
- Kamal, M. E. M., Salleh, M. F. Md., & Ahmad, A. (2016). Detecting financial statement fraud by Malaysian public listed companies: The reliability of the Beneish M-score model. *Jurnal Pengurusan*, 46 (2016), 23–32. <http://doi.org/10.17576/pengurusan-2016-46-03>
- Kaminski, K.A., Sterling Wetzels, T., & Guan, L. (2004). Can financial ratios detect fraudulent financial reporting?, *Managerial Auditing Journal*, 19 (1), 15-28. <https://doi.org/10.1108/02686900410509802>
- Karajian, S., & Ullah, S. (2022). Consequence of fraud and overcoming negative market reaction. *Global Finance Journal*, 52 (May), 1–19. <https://doi.org/10.1016/j.gfj.2021.100635>
- Lizińska, J., & Czapiewski, L. (2018). Towards economic corporate sustainability in reporting: what does earnings management around equity offerings mean for long-term performance?, *Sustainability*, 10 (12), 1–23. <https://doi.org/10.3390/su10124349>.
- Mantone, P. S. (ed.), (2013). *Using Analytics to Detect Possible Fraud: Tools and Techniques*. John Wiley & Sons, Inc. ISBN 978-1-118-71598-7
- Mohammed, N.F., Sustainim, N.A., Islam, M.S., & Mohamed, N. (2021). Integrated thinking, earnings manipulation and value creation: Malaysian

- empirical evidence, *Business Process Management Journal*, 27 (4), 1179–1199. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-06-2020-0261>
- Nigrini, M. J. (2005). An assessment of the change in the incidence of earnings management around the Enron-Andersen episode. *Review of Accounting and Finance*, 4 (1), 92–110. <https://doi.org/10.1108/eb043420>
- Rad, M., Amiri, A., Ranjbar, M. H., & Salar, H. (McMillan, D. Reviewing editor) (2021). Predictability of financial statements fraud-risk using Benford's Law, *Cogent Economics & Finance*, 9 (1), 1–27. <https://doi.org/10.1080/23322039.2021.1889756>
- Repousis, S. (2016). Using Beneish model to detect corporate financial statement fraud in Greece. *Journal of Financial Crime*, 23 (4), 1063–1073. <https://doi.org/10.1108/jfc-11-2014-0055>
- Rezaee, Z. (2005). Causes, consequences, and deterrence of financial statement fraud. *Critical Perspectives on Accounting*, 16 (3), 277–298. [https://doi.org/10.1016/S1045-2354\(03\)00072-8](https://doi.org/10.1016/S1045-2354(03)00072-8)
- Shakouri, M. M., Taherabadi, A., Ghanbari, M., & Jamshidinavid, B. (2021). Explaining the Beneish model and providing a comprehensive model of fraudulent financial reporting (FFR). *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications*, 12 (SI), 39–48. <https://doi.org/10.22075/IJNAA.2021.4793>
- Sutherland, E. H. (1949). *White collar crime*. Holt New York.
- Tarjo, H. N. (2015). Application of Beneish M-Score Models and Data Mining to Detect Financial Fraud. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 211 (November), 924–930. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.11.122>
- Timofte, C. C., Socoliuc, M., Grosu, V., & Coca, D-A. (2021). Fiscal And Accounting Fraud Risk Detection Using Beneish Model. A Romanian Case Study. *International Journal of Business and Society*, 22 (1), 296–312. <https://doi.org/10.33736/ijbs.3176.2021>
- Tutino, M., & Merlo, M. (2019). Accounting fraud: A literature review. *Risk Governance and Control: Financial Markets & Institutions*, 9 (1), 8–25. <http://doi.org/10.22495/rgcv9i1p1>
- Vladu, A. B., Amat, O., & Cuzdriorean, D. D., 2017. Truthfulness in Accounting: How to Discriminate Accounting Manipulators from Non-manipulators. *Journal of Business Ethics*, 140 (4), 633–648. <http://doi.org/10.1007/s10551-016-3048-3>
- Zack, G. M. (2013). *Financial statement fraud: strategies for detection and investigation*. John Wiley & Sons, Inc. ISBN 978-1-118-43405-5