

Utilizarea algoritmului grupării celor „c” medii în evaluarea bunăstării financiare

Pinar OKAN GOKTEN,
Gazi University, Turcia,
E-mail: pinar.okan@gazi.edu.tr

Furkan BASER,
Ankara University, Turcia,
E-mail: furkan.baser@ankara.edu.tr

Soner GOKTEN,
Baskent University, Turcia,
E-mail: sgokten@baskent.edu.tr

Rezumat

Clasificarea firmelor conform situației financiare generale este în prezent una din problemele majore din literatura de specialitate. Ca o primă încercare sugerăm utilizarea algoritmului celor „c” medii (en. “c-means clustering”) pentru măsurători individuale și exacte privind bunăstarea financiară, în special pentru decizii privind investițiile pe termen scurt prin intermediul informațiilor contabile recent publicate. Prin urmare, prezentăm calculul scorului „fuzzy” de bunăstare financiară, pas cu pas, prin intermediul criteriilor lui Piotroski referitoare la lichiditate/solvabilitate, eficiență de operare și profitabilitate pentru firmele luate ca model. Rezultatele analizei corelațiilor indică faptul că valorile calculate sunt consecvente cu structurile de preț pe termen scurt în ceea ce privește comportamentul investitorilor și, deci, algoritmul grupării difuze a celor „c” medii poate fi utilizat pentru a clasifica o firmă dintr-o perspectivă mai exactă.

Cuvinte-cheie: Valori contabile, analiză financiară, clasificare financiară, algoritmul grupării difuze a celor „c” medii (FCM)

Clasificare JEL: G30, M49

Vă rugăm să citați acest articol astfel:

Gokten, P.O., Baser, F. and Gokten, S. (2017), Using fuzzy c-means clustering algorithm in financial health scoring, *Audit Financiar*, vol. XV, nr. 3(147)/2017, pp. 385-394, DOI: 10.20869/AUDITF/2017/147/385

Link permanent pentru acest document:

<http://dx.doi.org/10.20869/AUDITF/2017/147/385>

Data primirii articolului: 28.02.2017

Data revizuirii: 16.03.2017

Data acceptării: 20.03.2017

Introducere

Deciziile investitorilor reprezintă așteptările generate de convingerile cumulate formate pe baza experiențelor trecute și a diferențelor moderate conturate recent față de părerile anterioare (Ball și Brown, 1968; Morris 1996; Fama, 1998; Core ș.a., 2003; Cajueiro și Tabak, 2004; Brimble și Hodgson, 2007). În acest sens, valorile contabile declarate ca semnale cuantificate joacă un rol important asupra modificărilor aduse părerilor și pot produce variații rapide ale prețului acțiunilor, în principal pe piețele slab eficiente sau pe cele ineficiente în care investitorii trebuie să își gestioneze în mod activ portofoliile pentru a avea un profit corespunzător în cazul comportamentului speculativ în ceea ce privește investițiile (Fama ș.a., 1969; Malkiel și Fama, 1970; Harrison și Krepes, 1978; D'Ambrosio, 1980; Harvey, 1993; Urrutia, 1995; Aitken, 1998; Grieb și Reyes, 1999). Cu alte cuvinte, în special pe termen scurt, investitorii cumpără sau vând acțiuni pe baza modificărilor privind situația financiară generală a firmelor, fapt devenit clar din perspectiva informațiilor contabile recent publicate (Core ș.a., 2003). Prin urmare, investitorii au nevoie de indicatori concisi pentru a lua decizii cu privire la investiții la scurt timp după publicarea informațiilor.

Clasificarea financiară este un instrument folositor pentru participanții de pe piață pentru a compara diferențele existente în situațiile financiare. Deși există multe valori general acceptate, centralizarea datelor importante este în prezent una din problemele majore sesizate în literatura de specialitate. De exemplu, scorul F (en. F-Score) este un etalon acceptat la scară largă, realizat de Piotroski (2000), pentru a descrie performanța financiară a firmelor ca un indicator unic centralizator și oferă multe perspective folositoare pentru a identifica firmele mai puternice din punct de vedere financiar. Totuși, caracteristica numerică stabilește scorul F (între '0': cel mai mic și '9': cel mai mare calificativ), imprecis în privința clasificării firmelor, în special pentru explicarea structurii prețurilor și deciziilor pe termen scurt ale investitorilor.

În literatura de specialitate există diferite studii care utilizează un algoritm de tip cluster pentru problema clasificării. Pe de altă parte, în timp ce majoritatea acestor cercetări a încercat să integreze tehnicile de grupare în managementul portofoliilor (Pattarin ș.a., 2004; Tola ș.a., 2008; Nanda ș.a., 2010 etc.), există un

număr limitat de studii care se axează pe clasificarea acestor firme pe baza valorilor contabile declarate.

Wang și Lee (2008) sugerează o metodă de tip cluster bazată pe o relație difuză de clasificare a indicatorilor financiari ai diferitelor companii și afirmă că metoda de tip cluster poate fi aplicată în condițiile în care numărul de clustere nu este determinat. Pe de altă parte, studiul acestor autori nu menționează beneficiile utilizării acestui tip de colectare a datelor.

Contribuția principală a acestui studiu este aceea de a sugera o alternativă sistematică de a alege firmele cu precizie, în funcție de modificările din structura lor financiară, pe baza informațiilor contabile recent publicate. Cu alte cuvinte, noi demonstrăm cum poate fi utilizat algoritmul grupării difuze a celor „c” medii (FCM) pentru a realiza indicatorul numeric unic, numit în continuare scor difuz de bunăstare financiară (F-FHS: între '0' și '1') care prezintă modificările din structura financiară comparativ cu anul precedent. După știința noastră, această cercetare este prima care oferă o perspectivă metodologică din acest punct de vedere.

Prezentăm această perspectivă metodologică aplicată pe un eșantion selectat. Deoarece nivelul de reacție al piețelor cu eficiență scăzută privind informațiile contabile publicate recent este mare, am selectat informații de la 166 firme active listate la Bursa de Valori din Istanbul (en. National Market of Istanbul Stock Exchange¹) ca eșantion utilizat pentru implementarea modelului. Am folosit determinanții delta ai scorului F pentru a calcula scorurile F-FHS ale firmelor selectate: Δ ROA (modificarea rentabilității activelor), Δ CFO (modificarea fluxului de numerar din activități de exploatare), Δ LEV (modificarea efectului de levier), Δ CR (modificarea lichidității curente), Δ MARGIN (modificarea marjei brute) și Δ TURN (modificarea rotației activelor).

Au fost utilizate informațiile contabile anuale publicate pentru anii 2013 și 2014 deoarece în acea perioadă Turcia și-a anunțat poziția față de FMI și a fost clasificată ca a șasea cea mai mare economie din Europa și a șaisprezecea în lume. Prin urmare, acești ani pot reflecta mai clar performanța specifică a firmelor în condiții economice de acalmie.

¹ Studiile din literatură de specialitate precum Balaban (1995), Kawakatsu și Morey (1999), Buguk și Brorsen (2003) etc. au descoperit că piața din Turcia este slabă din punct de vedere al eficienței.

Pentru a vedea dacă scorurile F-FHS sunt indicatori unici semnificativi sau nu, analiza corelațiilor se realizează între coeficienții calculați și veniturile realizate ale firmelor pentru o perioadă scurtă de timp. Sunt utilizate zece zile de tranzacționare (n) anterioare și ulterioare momentului publicării situațiilor financiare și, de asemenea, sunt utilizați trei indicatori diferiți ca inputuri pentru venituri: r_A , r_B și r_C .

r_A este utilizat pentru modificările de preț ale acțiunilor, exprimate în procente. P_{t+n} și P_{t-1} indică prețurile acțiunilor la finalul perioadei ulterioare publicării și din ziua anterioară tranzacționării, în timp ce t indică data publicării situațiilor financiare.

$$r_A = \frac{P_{t+n} - P_{t-1}}{P_{t+n}} \quad (1)$$

Pentru a face informația privind rezultatele mai clară din punct de vedere al comportamentului activ al investitorilor, volumele tranzacțiilor sunt luate în considerare pentru termenele anterioare și ulterioare prin calculul ponderilor acestora, w_{t+i} și r_B , care demonstrează că modificările prețului mediu ponderat al acțiunilor, exprimate în procente, sunt adăugate la analiză ca informație secundară privind rezultatele.

$$r_B = \frac{\frac{\sum_{i=1}^n w_{t+i} P_{t+i}}{\sum_{i=1}^n w_{t+i}} - \frac{\sum_{i=1}^n w_{t-i} P_{t-i}}{\sum_{i=1}^n w_{t-i}}}{\frac{\sum_{i=1}^n w_{t+i} P_{t+i}}{\sum_{i=1}^n w_{t+i}}} \quad (2)$$

Mai multe beneficii sau mai puține pierderi în comparație cu beneficiile pieței sunt percepute de către investitori ca situații câștigătoare. În acest sens, r_C este adăugat ca o altă informație privind rezultatele prin calculul distribuției între r_B și veniturile pieței (r_M), fapt ce indică modificarea procentului cu privire la valoarea indicelui pieței (IV) între ziua ulterioară tranzacționării n și data publicării.

$$r_C = r_B - \frac{IV_{t+n} - IV_t}{IV_{t+n}} \quad (3)$$

Structura lucrării este următoarea: în secțiunea următoare se descrie o scurtă prezentare generală a algoritmului FCM; în secțiunea 2 sunt menționate sursele de date și se prezintă pas cu pas calculul scorurilor F-FHS fiind prezentate totodată și rezultatele analizei corelațiilor. În Secțiunea 3 sunt menționate concluziile.

1. Algoritmul FCM pe grupuri

Algoritmii de grupare bazați pe structura acestora sunt în general împărțiți în două tipuri: grupare difuză și nedifuză (clară) (en. fuzzy and nonfuzzy (crisp) clustering). Algoritmii de tip grupare clară (en. crisp clustering) conduc la rezultate mai bune dacă structura setului de date este bine distribuită. Totuși, atunci când granițele dintre clusterelor de seturi de date sunt neclar definite, conceptul de grupare difuză (fuzzy clustering) devine plin de înțeles (Nefti și Oussalah, 2004). Metodele difuze permit atribuirea parțială (calitate de membru) pentru fiecare examinare de cluster, deci, acestea sunt instrumente eficiente și folosite pentru a releva structura de acoperire a clusterelor (Zhang, 1996). Algoritmul grupării difuze a celor „c” medii (FCM) este una dintre cele mai folosite metode printre modelele asociate de tip fuzzy (Bezdek și Pal, 1992).

Metodele de grupare difuză sunt folosite pentru a calcula funcția de membru care determină în ce grad aparțin obiectele clusterelor și sunt folosite pentru a detecta clusterelor de acoperire din setul de date. Algoritmul de grupare FCM, una dintre cele mai utilizate metode, a fost inițial propus de către Dunn (1973) și dezvoltat de Bezdek (1981).

Dacă $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ denumește un set de n obiecte și fiecare i obiect ($i = 1, 2, \dots, n$) este reprezentat cu vectorul dimensional d , $x_i = [x_{1,i} \ x_{2,i} \ \dots \ x_{d,i}]^T \in \mathbb{R}^d$. Deci, matricea dimensională de date $\times d$ compusă dintr-un set de n vectori este:

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \dots & x_{n,d} \end{bmatrix} \quad (4)$$

Un algoritm de grupare difuză separă matricea de date X în cluster de acoperire c conform modelului de matrice fuzzy a partiției U . Matricea fuzzy a partiției U este compusă din gradele calității de membru ale obiectelor, x_i ($i = 1, 2, \dots, n$) din fiecare cluster k ($k = 1, 2, \dots, c$). Gradul calității de membru al vectorului i din clusterul k este reprezentat de $\mu_{k,i} \in U$. În consecință, matricea partiției este dată de:

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{1,1} & \mu_{2,1} & \dots & \mu_{c,1} \\ \mu_{1,2} & \mu_{2,2} & \dots & \mu_{c,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{1,n} & \mu_{2,n} & \dots & \mu_{c,n} \end{bmatrix} \quad (5)$$

În metoda grupării difuze fiecare cluster este reprezentat printr-un vector al centrelor clusterelor, vector identificat de obicei drept centru de greutate al obiectelor d , de exemplu media tuturor datelor clusterului corespondent (Celikyilmaz și Turksen, 2009). Algoritmul calculează numărul c al vectorilor centrali ai clusterului = $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_c\} \in \mathcal{R}^{c \times d}$, unde fiecare centru al clusterului este denumit ca $\mathbf{v}_k \in \mathcal{R}^d$, $k = 1, 2, \dots, c$.

Algoritmul grupării FCM reprezintă o metodă simplă și convenabilă. În această metodă se presupune că numărul de clustere c este cunoscut sau cel puțin stabilit. Deoarece această presupunere este considerată nerealistă, în multe probleme de analiză a datelor metoda determinării numărului de clustere, precum analiza Cluster Validity Index (CVI), a fost dezvoltată în algoritmul grupării FCM (Pal și Bezdek, 1995; Kim și Ramakrishna, 2005; Celikyilmaz și Turksen, 2008).

Metoda grupării FCM se bazează pe o problemă de optimizare cu restricții care ajunge la soluția optimă cu funcția obiectivă minimă. Modelul matematic al acestei probleme de optimizare cu două informații anterioare, precum numărul de clustere c și parametrul m este identificat ca:

$$\begin{aligned} \min J(\mathbf{X}; \mathbf{U}, \mathbf{V}) &= \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{k,i})^m d^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_k) \\ 0 &\leq \mu_{k,i} \leq 1, \forall i, k \\ \sum_{k=1}^c \mu_{k,i} &= 1, \forall i > 0 \\ 0 &< \sum_{i=1}^n \mu_{k,i} < n, \forall k > 0, \end{aligned} \quad (6)$$

unde fiecare cluster este reprezentat de un prototip, \mathbf{v}_i (Bezdek, 1981). Valoarea lui $m \in (1, \infty)$ în funcția obiectivă este exprimată ca gradul de neclaritate și determină gradul de acoperire al clusterelor. Situația lui „ $m = 1$ ”, care înseamnă că nu se acoperă clusterelor, reprezintă structura de tip grupare clară (Hammah și Curran, 1998). Aici, $d^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_k)$ este măsura distanței dintre obiectul i și centrul clusterului k . Algoritmul de grupare FCM utilizează în mod specific distanța Euclidiană. Distanța ecuației de gradul al doilea garantează că funcția obiectivă nu este definită negativ, fiind > 0 .

Valorile optime ale calității de membru și centrele clusterelor derivate din soluția problemei de optimizare prezentată în ecuația (6) cu metoda multiplicatorilor Lagrange sunt calculate ca:

$$\mu_{k,i}^{(t)} = \left[\sum_{l=1}^c \left(\frac{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_k^{(t-1)})}{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_l^{(t-1)})} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (7)$$

$$\mathbf{v}_k^{(t)} = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{k,i}^{(t)})^m \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n (\mu_{k,i}^{(t)})^m}, \forall k = 1, 2, \dots, c \quad (8)$$

În ecuația (7), $\mathbf{v}_k^{(t-1)}$ reprezintă vectorul centrului clusterului pentru clusterul i obținut în repetiția $(t - 1)$. $\mu_{k,i}^{(t)}$ în ecuațiile (7) și (8) reprezintă valorile optime ale calității de membru obținute la repetiția t . Conform acestei operații, valorile calității de membru și centrele clusterelor par să fie dependente unele de altele. Prin urmare, Bezdek (1981) a propus o formulă repetitivă pentru determinarea valorilor calității de membru și a centrelor clusterelor. În consecință, la fiecare repetiție t , funcția obiectivă $J^{(t)}$ este determinată de:

$$J^{(t)} = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (\mu_{k,i}^{(t)})^m d^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_k^{(t)}) > 0 \quad (9)$$

Algoritmul FCM este finalizat la sfârșitul fiecărei repetiții specifice sau conform unei reguli de încheiere definită ca $|v_k^{(t)} - v_k^{(t-1)}| \leq \varepsilon$ (Celikyilmaz și Turksen, 2009).

2. Datele și implementarea empirică

2.1. Datele

Eșantionul pentru testarea empirică este format din 166 de firme active listate la Bursa de Valori a pieței naționale din Istanbul (en. National Market of Istanbul Stock Exchange) (BIST-Borsa Istanbul). Eșantionul selectat nu include firmele din domeniul financiar și din cel al serviciilor și nici pe cele ce nu prezintă toate informațiile. Informațiile contabile anuale aferente anilor 2013 și 2014 sunt obținute din Platforma Publică de Diseminare a BIST (KAP). Indicele BIST100 este utilizat pentru calculul r_M . Prețurile istorice de capital, volumele comerciale și valorile indicatorilor sunt obținute din 'Matriks' care reprezintă un distribuitor formal de date al BIST. Datele anterioare și ulterioare momentului de tranzacționare sunt prezentate în Tabelul nr. 1 conform informațiilor publicate în situațiile financiare ale fiecărei firme.

| Tabelul nr. 1. N zile anterioare și ulterioare momentului 't' pentru fiecare firmă selectată | | | |
|---|---|------------------------------------|---|
| Coduri firme (Data înregistrării: ziua/luna/anul) | A 10-a zi ulterioară tranzacționării | Declarație ← Data (t) → | A 10-a zi anterioară tranzacționării |
| ARCLK | 13.02.2015 | 30.01.2015 | 16.01.2015 |
| TOASO | 16.02.2015 | 02.02.2015 | 19.01.2015 |
| ARENA | 17.02.2015 | 03.02.2015 | 20.01.2015 |
| AFYON, TTKOM | 19.02.2015 | 05.02.2015 | 22.01.2015 |
| HEKTS | 20.02.2015 | 06.02.2015 | 23.01.2015 |
| MAALT | 23.02.2015 | 09.02.2015 | 26.01.2015 |
| IZOCM | 24.02.2015 | 10.02.2015 | 27.01.2015 |
| CEMTS, EREGL | 25.02.2015 | 11.02.2015 | 28.01.2015 |
| EGGUB, ERBOS, TCELL, VESBE | 26.02.2015 | 12.02.2015 | 29.01.2015 |
| OTKAR, PKART | 27.02.2015 | 13.02.2015 | 30.01.2015 |
| USAK | 27.02.2015 | 14.02.2015 | 02.02.2015 |
| LOGO, TKNSA, VERUS | 02.03.2015 | 16.02.2015 | 02.02.2015 |
| BOLUC, MRDIN | 03.03.2015 | 17.02.2015 | 03.02.2015 |
| FROTO | 04.03.2015 | 18.02.2015 | 04.02.2015 |
| TAVHL | 05.03.2015 | 19.02.2015 | 05.02.2015 |
| AKENR, AKSA, TATGD | 06.03.2015 | 20.02.2015 | 06.02.2015 |
| CRFSA, KARTN, KONYA | 09.03.2015 | 23.02.2015 | 09.02.2015 |
| AKCNS, COMDO, CIMSA, NETAS, PIMAS, VESTL | 10.03.2015 | 24.02.2015 | 10.02.2015 |
| ASUZU, BAGFS, BOYNR, THYAO, TTRAK | 11.03.2015 | 25.02.2015 | 11.02.2015 |
| BIZIM, BRISA, BUCIM, KOZAL | 12.03.2015 | 26.02.2015 | 12.02.2015 |
| ALCAR, ALKA, DITAS, DOAS, EGSER, GOODY, INTEM, KORDS, KRSTL, OLMIP, SANKO, SASA, SODA, TRKCM, TUKAS, YUNSA | 13.03.2015 | 27.02.2015 | 13.02.2015 |
| ADEL, AKSUE, AKPAZ, ALKIM, ANACM, AYGAZ, BAKAB, BSOKE, BOSSA, BURVA, DMSAS, DENCM, DERIM, DYOBY, ENKAI, IHEVA, IHGZT, KAREL, KENT, KLMSN, KNFRT, KUTPO, LINK, OZBAL, PRKME, PETUN, PINSU, PNSUT, TEKUTU, TUPRS, UYUM, VKING, YATAS | 16.03.2015 | 02.03.2015 | 16.02.2015 |
| BIMAS, KCHOL, PARSN, SELEC | 17.03.2015 | 03.03.2015 | 17.02.2015 |
| AKFEN, BRSAN, IHYAY, IZMDC, MNDRS, PGSUS, ULKER | 18.03.2015 | 04.03.2015 | 18.02.2015 |
| AEFES, CCOLA, KERVT, NUHCM, TKFEN | 19.03.2015 | 05.03.2015 | 19.02.2015 |
| AKSEN, ASELS, BMEKS, CMBTN, CMENT, ZOREN | 20.03.2015 | 06.03.2015 | 20.02.2015 |
| HURGZ, PETKM | 20.03.2015 | 07.03.2015 | 23.02.2015 |
| ALARK, ALCTL, ALYAG, AYEN, BANVT, EDIP, IHLAS, INDES, ULUSE | 23.03.2015 | 09.03.2015 | 23.02.2015 |
| CLEBI, DEVA, DOHOL, GENTS, POLHO, ROYAL, SARKY, TRCAS, VAKKO | 24.03.2015 | 10.03.2015 | 24.02.2015 |
| ANELE, ARSAN, BTCIM, BURCE, CEMAS, DGKLB, ECILC, EMKEL, ESCOM, GEREL, GLYHO, GOLTS, GUBRF, IPEKE, ITTFH, KARSN, KILER, KOZAA, MRSHL, MGROS, TIRE, NTHOL, PENGD, SKTAS, TMSN, TBORG, YAZIC | 25.03.2015 | 11.03.2015 | 25.02.2015 |
| NTTUR | 26.03.2015 | 12.03.2015 | 26.02.2015 |
| ODAS | 08.06.2015 | 25.05.2015 | 11.05.2015 |
| MARTI | 23.06.2015 | 09.06.2015 | 26.05.2015 |

Sursa: Prelucrările autorilor.

2.2. Implementare empirică: Determinarea scorului difuz de bunăstare financiară

Pentru a calcula scorurile F-FHS pentru firmele selectate sunt necesare următoarele etape, descrise mai jos:

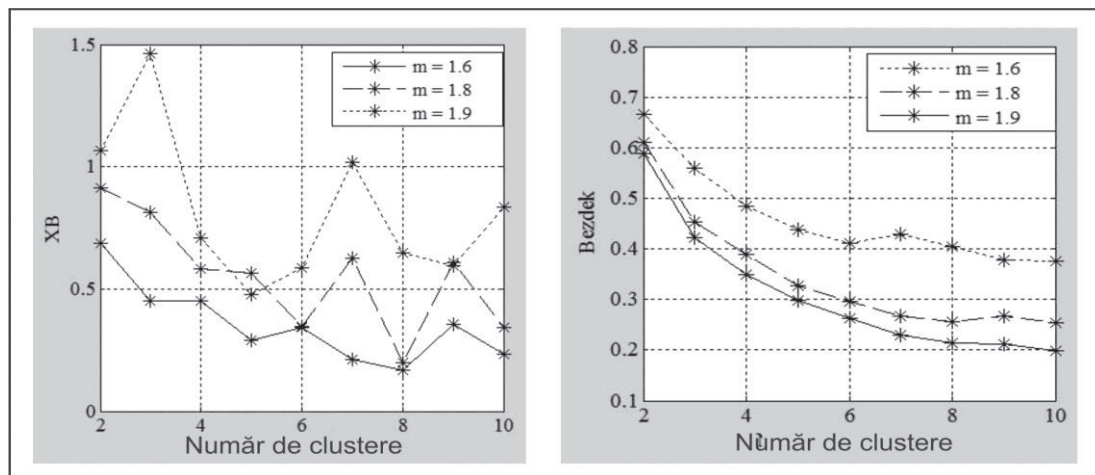
Etapa 1. Din cauza neomogenității unităților de măsură ale variabilelor este necesar un proces de omogenizare. Prin normalizarea variabilelor se împiedică ponderea variabilelor într-o măsură mai mare sau mai mică. Procesul de normalizare este realizat utilizând următoarea relație:

$$X_{new} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (10)$$

unde X_{min} este valoarea minimă, iar X_{max} este valoarea maximă a variabilei corespunzătoare. Toate variabilele incluse în procesul de normalizare corespund intervalului $[0, 1]$.

Etapa 2. Valoarea optimă a numărului de clustere (c) și gradul de neclaritate (m) sunt determinate prin utilizarea analizei CVI.

Figura nr. 1. Modificarea indicatorilor privind valabilitatea clusterului conform numărului de clustere, indicator XB (stânga), coeficientul partiției al lui Bezdek (dreapta)



Sursa: Prelucrările autorilor.

În **Figura nr. 1** sunt prezentate rezultatele a doi indicatori privind valabilitatea, indicatorul Xie – Beni (XB) (Xie și Beni, 1991) și coeficientul partiției al lui Bezdek (Pal și Bezdek, 1995). Valoarea corespunzătoare a numărului de clustere și gradul de neclaritate care corespunde minimizării indicatorului XB și maximizării coeficientului partiției Bezdek sunt determinate ca $c = 5$ și respectiv $m = 1,6$.

Etapa 3. Vectorii centrelor clusterelor și matricea partiției sunt determinați prin aplicarea algoritmului de grupare FCM cu informațiile anterioare, c și m , obținute în etapa anterioară.

Pentru $c = 5$ și $m = 1,6$, aplicând metoda de grupare FCM, vectorii centrelor clusterelor, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\} \in \mathcal{R}^{c \times d}$ sunt determinați astfel:

$$V = \begin{bmatrix} 0,348 & 0,271 & 0,212 & 0,409 & 0,508 & 0,539 \\ 0,573 & 0,285 & 0,219 & 0,493 & 0,716 & 0,593 \\ 0,508 & 0,276 & 0,217 & 0,470 & 0,621 & 0,637 \\ 0,684 & 0,279 & 0,223 & 0,493 & 0,720 & 0,531 \\ 0,499 & 0,281 & 0,213 & 0,478 & 0,626 & 0,526 \end{bmatrix} \quad (11)$$

Etapa 4. Standardul Euclidian este calculat pentru fiecare vector al centrelor clusterelor.

În această implementare se pretinde că valorile standard permit o evaluare a nivelului general al bunăstării financiare pentru fiecare cluster. Prin urmare, în timp ce valoarea standardului calculat pentru fiecare cluster crește, nivelul financiar general crește în concordanță cu factorii determinanți definiți, iar în timp ce valoarea standardului devine mai mică, nivelul bunăstării

financiare a clusterului va fi redus, într-o manieră similară. Prin urmare, standardele Euclidiene calculate pentru vectorii centrelor a cinci clustere sunt prezentate în Tabelul nr. 2.

| Număr Cluster | Standard (h_i) |
|---------------|--------------------|
| 1 | 0,978 |
| 2 | 1,251 |
| 3 | 1,181 |
| 4 | 1,281 |
| 5 | 1,127 |

Sursa: Prelucrările autorilor.

Etapa 5. Avantajul algoritmului grupării FCM este acela de a genera calitatea de membru a fiecărei țări la clusterul c. Fie calitatea de membru a firmei i la numărul de cluster c, descrisă ca

$\mu_i = [\mu_{1,1}, \mu_{2,1}, \dots, \mu_{c,1}]$ și vectorul alcătuit din standardele vectorilor centrelor clusterelor reprezentat de h . În consecință, scorul F-FHS pentru fiecare firmă este determinat cu următoarea formulă,

$$\lambda_i = \mu_i h \quad (12)$$

Etapa 6. Scorurile F-FHS pentru fiecare firmă sunt prezentate în Tabelul nr. 3, iar F-FHS, $i = 1, 2, \dots, n$ este calculat prin următoarea relație,

$$F - FHS_i = \frac{\lambda_i - \lambda_{\min}}{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}, i = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

Tabelul nr. 3. Scorul F-FHS al fiecărei firme

| Coduri firme | F-FHS | Coduri firme | F-FHS | Coduri firme | F-FHS | Coduri firme | F-FHS | Coduri firme | F-FHS |
|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|
| ADEL | 0,34 | BRSAN | 0,61 | FROTO | 0,57 | LINK | 0,30 | SKTAS | 0,73 |
| AFYON | 0,88 | BOSSA | 0,68 | GENTS | 0,49 | LOGO | 0,87 | TATGD | 0,84 |
| AKCNS | 0,92 | BOYNR | 0,66 | GEREL | 1,00 | MRDIN | 0,91 | TAVHL | 0,89 |
| AKENR | 0,45 | BRISA | 0,80 | GLYHO | 0,29 | MAALT | 0,74 | TEKTU | 0,78 |
| AKFEN | 0,42 | BURCE | 0,83 | GOODY | 0,67 | MRSHL | 0,59 | TKFEN | 0,86 |
| AKSA | 0,67 | BURVA | 0,83 | GOLTS | 0,63 | MARTI | 0,57 | TKNSA | 0,59 |
| AKSEN | 0,77 | BUCIM | 0,92 | GUBRF | 0,77 | MNDRS | 0,60 | TOASO | 0,63 |
| AKSUE | 0,49 | CRFSA | 0,98 | HEKTS | 0,59 | MGROS | 0,81 | TRKCM | 0,74 |
| AKPAZ | 0,61 | CCOLA | 0,66 | HURGZ | 0,33 | TIRE | 0,90 | TUKAS | 0,40 |
| ALCAR | 0,65 | COMDO | 0,68 | IHEVA | 0,77 | NTHOL | 0,52 | TRCAS | 0,60 |
| ALARK | 0,39 | CLEBI | 0,72 | IHGZT | 0,94 | NTTUR | 0,64 | TCELL | 0,53 |
| ALCTL | 0,87 | CEMAS | 0,25 | IHLAS | 0,78 | NETAS | 0,70 | TMSN | 0,05 |
| ALKIM | 0,83 | CEMTS | 0,62 | IHYAY | 0,92 | NUHCM | 0,92 | TUPRS | 0,57 |
| ALKA | 0,64 | CMBTN | 0,54 | INDES | 0,58 | ODAS | 0,81 | THYAO | 0,70 |
| ALYAG | 0,00 | CMEN | 0,93 | INTEM | 0,71 | OLMIP | 0,68 | TTKOM | 0,72 |
| ANACM | 0,68 | CIMSA | 0,63 | IPEKE | 0,50 | OTKAR | 0,69 | TTRAK | 0,12 |
| AEFES | 0,41 | DMSAS | 0,89 | ITTFH | 0,52 | OZBAL | 0,66 | TBORG | 0,54 |
| ASUZU | 0,37 | DENCM | 0,90 | IZMDC | 0,77 | PRKME | 0,31 | ULUSE | 0,50 |
| ANELE | 0,68 | DERIM | 0,43 | IZOCM | 0,92 | PARSN | 0,91 | USAK | 0,70 |
| ARCLK | 0,68 | DEVA | 0,56 | KAREL | 0,60 | PGSUS | 0,68 | UYUM | 0,70 |
| ARENA | 0,53 | DITAS | 0,86 | KARSN | 0,44 | PENGD | 0,90 | ULKER | 0,67 |
| ARSAN | 0,93 | DOHOL | 0,56 | KARTN | 0,39 | PETKM | 0,51 | VAKKO | 0,68 |
| ASELS | 0,57 | DGKLB | 0,61 | KENT | 0,87 | PETUN | 0,68 | VERUS | 0,69 |
| AYEN | 0,91 | DOAS | 0,65 | KERTV | 0,67 | PINSU | 0,85 | VESBE | 0,93 |
| AYGAZ | 0,68 | DYOBY | 0,66 | KILER | 0,65 | PNSUT | 0,62 | VESTL | 0,82 |
| BAGFS | 0,80 | EDIP | 0,93 | KLMSN | 0,58 | PIMAS | 0,39 | VKING | 0,94 |
| BAKAB | 0,69 | EGGUB | 0,95 | KCHOL | 0,65 | PKART | 0,48 | YATAS | 0,81 |
| BANVT | 0,76 | EGSER | 0,92 | KNFRT | 0,75 | POLHO | 0,52 | YAZIC | 0,35 |

| Coduri firme | F-FHS | Coduri firme | F-FHS | Coduri firme | F-FHS | Coduri firme | F-FHS | Coduri firme | F-FHS |
|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|--------------|-------|
| BTCIM | 0,92 | ECILC | 0,53 | KONYA | 0,91 | ROYAL | 0,57 | YUNSA | 0,82 |
| BSOKE | 0,87 | EMKEL | 0,82 | KORDS | 0,92 | SANKO | 0,69 | ZOREN | 0,85 |
| BIMAS | 0,65 | ENKAI | 0,65 | KOZAL | 0,68 | SARKY | 0,69 | | |
| BMEKS | 0,68 | ERBOS | 0,93 | KOZAA | 0,51 | SASA | 0,91 | | |
| BIZIM | 0,54 | EREGL | 0,66 | KRSTL | 0,36 | SELEC | 0,69 | | |
| BOLUC | 0,82 | ESCOM | 0,15 | KUTPO | 0,99 | SODA | 0,85 | | |

Sursa: Prelucrările autorilor.

Etapa 7. Analiza corelației este realizată pentru a se vedea dacă scorurile F-FHS funcționează sau nu. Rezultatele testelor de semnificație sunt prezentate în **Tabelul nr. 4.** Există o corelație semnificativă din punct de vedere statistic între scorurile F-FHS și respectiv r_B , r_C . Aceasta înseamnă că scorurile F-FHS sunt concordante cu modul de formare a prețurilor pe termen scurt și, deci, pot fi utilizate ca indicatori unici pentru a alege în manieră mai exactă firmele, conform modificărilor existente la nivelul bunăstării financiare.

| Tabelul nr. 4. Corelația între scorul F-FHS și r_A , r_B , r_C | | |
|--|------------|----------------------------|
| Inputuri privind veniturile | F-FHS | |
| | Coef. Cor. | Nivel Semnificație (p) |
| r_A | 0,138 | 0,794 |
| r_B | 0,652 | 0,000* |
| r_C | 0,529 | 0,000* |

* $p < 0,05$,

Sursa: Prelucrările autorilor.

Concluzii

Lucrarea prezintă, pentru prima dată în literatura de specialitate, o perspectivă metodologică asupra utilizării algoritmului grupării celor „c” medii (FCM) pentru a alege firmele, conform modificărilor din bunăstarea lor

financiară, comparativ cu anul precedent. Prin urmare, pentru a descrie această metodologie, am aplicat algoritmul grupării FCM și am creat un scor difuz de bunăstare financiară (F-FHS) pentru cele 166 de firme active selectate, listate la Bursa de Valori din Istanbul, beneficiind de determinanții delta F-Score, calculați prin utilizarea informațiilor contabile aferente anilor 2013 și 2014. Această implementare ne permite să clasificăm firmele într-o manieră mai exactă, bazându-ne pe indicatori numerici unici.

O analiză a corelației a fost făcută între indicatorii calculați și veniturile realizate pe un termen scurt pentru a investiga aplicabilitatea scorurilor F-FHS. Rezultatele indică faptul că algoritmul grupării FCM este un instrument benefic pentru a alege firmele în concordanță cu nivelul lor financiar general și poate fi un indicator unic exact pentru deciziile investiționale, pe baza informațiilor contabile publicate recent, în special pentru piețele cu eficiență scăzută.

În această lucrare am încercat să prezentăm perspectiva metodologică prin intermediul unui studiu empiric, utilizând determinanții delta F-Score. Pe de altă parte, aceasta nu este singura opțiune. De asemenea, cel mai potrivit mix de determinanți pentru a produce cele mai eficiente scoruri F-FHS poate fi examinat și este strâns legat de subiectul valorii sau relevanței informațiilor contabile.

BIBLIOGRAFIE

- Aitken, B. (1998), Have institutional investors destabilized emerging markets?, *Contemporary Economic Policy*, vol. 16, nr. 2, pp. 173-184, DOI 10.1111/j.1465-7287.1998.tb00510.x.
- Balaban, E. (1995), Informational efficiency of the Istanbul Securities Exchange and some rationale for public regulation, *Research paper in banking and finance*. UK: Institute of European Finance, disponibil online la adresa <https://core.ac.uk/download/pdf/7061411.pdf>, accesat pe data de 28.01.2017.
- Ball, R. și Brown, P. (1968), An empirical examination of accounting income numbers, *Journal of Accounting Research*, vol. 6, nr. 2, pp.159-178, DOI 10.2307/2490232.

4. Bezdek, J.C. (1981), Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms, *Plenum Press, New York*, DOI 10.1007/978-1-4757-0450-1.
5. Bezdek, J.C. și Pal, S.K. (1992), *Fuzzy models for pattern recognition: Methods that search for structure in data*, IEEE Press, New York.
6. Brimble, M. și Hodgson, A. (2007), On the intertemporal value relevance of conventional financial accounting in Australia, *Accounting and Finance*, vol. 47, nr. 4, pp. 599-662, DOI 10.1111/j.1467-629x.2007.00241.x.
7. Buguk, C. și Brorsen, B.W. (2003), Testing weak-form market efficiency: Evidence from the Istanbul Stock Exchange, *International Review of Financial Analysis*, vol. 12, nr. 5, pp. 579-590, DOI 10.1016/s1057-5219(03)00065-6.
8. Cajueiro, D.O. și Tabak, B.M. (2004), Ranking efficiency for emerging markets, *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 22, nr. 2, pp. 349-352, DOI 10.1016/j.chaos.2004.02.005.
9. Celikyilmaz, A. și Turksen, I.B. (2008), Enhanced fuzzy system models with improved fuzzy clustering algorithm, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 16, nr. 3, pp. 779-794, DOI 10.1109/TFUZZ.2007.905919.
10. Celikyilmaz, A. și Turksen, I.B. (2009), *Modeling uncertainty with fuzzy logic: with recent theory and applications*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.
11. Core, J.E., Guay, W.R. și Buskirk, A.V. (2003), Market valuations in the new economy: An investigation of what has changed, *Journal of Accounting and Economics*, vol. 34, nr. 1-3, pp. 43-67, DOI 10.1016/s0165-4101(02)00087-3.
12. D'Ambrosio, C. (1980), Random walk and the stock exchange of Singapore, *Financial Review*, vol. 15, nr. 2, pp. 1-12, DOI 10.1111/j.1540-6288.1980.tb00475.x.
13. Dunn, J.C. (1973), A fuzzy relative ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters, *Journal of Cybernetics*, vol. 3, nr. 3, pp. 32-57, DOI 10.1080/01969727308546046.
14. Fama, E.F. (1998), Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance, *Journal of Financial Economics*, vol. 49, nr. 3, pp. 283-306, DOI 10.1016/s0304-405x(98)00026-9.
15. Fama, E.F., Fisher, L., Jensen, M.C. și Roll, R. (1969), The adjustment of stock prices to new information, *International Economic Review*, vol. 10, nr. 1, pp. 1-21, DOI 10.2307/2525569.
16. Grieb, T.A. și Reyes, M.G. (1999), Random walk tests for Latin American equity indexes and individual firms, *Journal of Financial Research*, vol. 22, nr. 4, pp. 371-383, DOI 10.1111/j.1475-6803.1999.tb00701.x.
17. Hammah, R.E. și Curran, J.H. (1998), Optimal delineation of joint sets using a fuzzy clustering algorithm, *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, vol. 35, nr. 4-5, pp. 495-496, DOI 10.1016/s0148-9062(98)00151-x.
18. Harrison, J.M. și Kreps, D.M. (1978), Speculative investor behavior in a stock market with heterogeneous expectations, *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 92, nr. 2, pp. 323-336, DOI 10.2307/1884166.
19. Harvey, C. (1993), Portfolio investment using emerging markets and conditioning information, *Washington, DC: World Bank. Working paper*.
20. Kawakatsu, H. și Morey, M.R. (1999), An empirical examination of financial liberalization and the efficiency of emerging market stock prices, *Journal of Financial Research*, vol. 22, nr. 4, pp. 385-411.
21. Kim, M. și R.S. Ramakrishna (2005), New Indices for Cluster Validity Assessment, *Pattern Recognition Letters*, vol. 26, nr. 15, pp. 2353-2363.
22. Malkiel, B.G. și Fama, E.F. (1970), Efficient capital markets: A review of theory and empirical work, *The Journal of Finance*, vol. 25, nr. 2, pp. 383-417.
23. Morris, S. (1996), Speculative investor behavior and learning, *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 111, nr. 4, pp. 1111-1133.
24. Nanda, S.R., Mahanty, B. și Tiwari, M.K. (2010), Clustering Indian Stock Market Data for Portfolio Management, *Expert System with Application*, vol. 37, nr. 12, pp. 8793-8798.
25. Nefti, S. și Oussalah, M. (2004), Probabilistic-fuzzy Clustering Algorithm, În *2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, pp. 4786-4791.
26. Pal, N.R. și Bezdek, J.C. (1995), On Cluster Validity for the Fuzzy c-means Model, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 3, nr. 3, pp. 370-379.
27. Pattarin, F., Paterlini, S. și Minerva, T. (2004), Clustering Financial Time Series: An Application to

- Mutual Funds Style Analysis, *Comput Stat Data Anal*, vol. 47, nr. 2, pp. 353-372.
28. Piotroski, J.D. (2000), Value Investing: The Use of Historical Financial Statement Information to Separate Winners from Losers, *Journal of Accounting Research*, vol. 38, nr. 3, pp. 1-41.
 29. Tola, V., Lillo, F., Gallegati, M. și Mantegna, R.N. (2008), Cluster Analysis for Portfolio Optimization, *Journal of Economic Dynamics and Control*, vol. 32, nr. 1, pp. 235-258.
 30. Urrutia, J.L. (1995), Test of random walk and market efficiency for Latin American emerging equity markets, *Journal of Financial Research*, vol. 18, nr. 3, pp. 299-309.
 31. Wang, Y.J., și Lee, H.S. (2008), A Clustering Method to Identify Representative Financial Ratios, *Information Sciences*, vol. 178, nr. 4, pp. 1087-1097.
 32. Xie, X.L. și Beni, G.A. (1991), Validity Measure for Fuzzy Clustering, *IEEE Trans. Pattern and Machine Intelligence*, vol. 3, nr. 8, pp. 841-846.
 33. Zhang, Y.J. (1996), A Survey on Evaluation Methods for Image Segmentation, *Pattern Recognition*, vol. 29, nr. 8, pp. 1335-1346.