

## **APLICAREA ANALIZA COMPONENTELOR PRINCIPALE IN MANAGEMENTUL PORTOFOLIULUI DE INVESTITII**

Prof.univ.dr. **DAN ARMEANU**  
E-mail: darmeanu@yahoo.com  
Academia de Studii Economice  
Bucureşti

Doctorand **ANDREEA NEGRU**  
Academia de Studii Economice  
Bucureşti

### **Abstract:**

*În gestiunea portofoliilor de investiții pe piețele de capital integrate, dincolo de modelele propuse de teoria modernă a portofoliului (modelul Markowitz, modelul CML, modelul CAPM, modelul Treynor-Black și.a.), putem face apel cu succes la instrumentarul statistico-matematic propus de analiza multidimensională a datelor. Motivul pentru care vom utiliza aceste tehnici în demersul nostru analitic este unul simplu: deoarece permit reducerea numărului de variabile din analiză și conservă o mare parte din informația conținută de datele inițiale (analiza componentelor principale), evidențierea măsurii în care factorii comuni, latenți, și cei nemutui influențează variabilele considerate (analiza factorială) și realizarea de clasificări pertinente ale observațiilor (metodele și tehnici de recunoaștere a formelor). În acest articol vom aplica instrumentele de sinteză informațională (analiza componentelor principale și analiza factorială), precum și metodele și tehnici de recunoaștere a formelor (analiza cluster și analiza discriminantă) pentru a determina forța financiară a unui număr de 20 de companii ale căror acțiuni sunt "blue chips" pe piețele bursiere din Germania, Polonia și România (fiind incluse în componența indicilor de referință DAX, WIG 20 și BET), și anume: ADIDAS AG, BMW AG, COMMERZBANK AG, DAIMLER AG, LUFTHANSA AG, METRO AG, SIEMENS AG, ASSECO POLAND SA, CEZ GROUP, GLOBAL TRADE CENTER SA, LOTOS GROUP, PKO BANK POLSKI, TVN SA, BRD SA, BANCA TRANSILVANIA SA, ALRO SLATINA SA, PETROM SA, ROMPETROL SA, CNTEE TRANSELECTRICA SA și SNTEGNA TRANSGAZ SA. În contextul management-ului portofoliilor de investiții pe piețele de capital integrate, utilizarea acestor metode generează clasificări pertinente ale companiilor cotate pe piața de capital și, în același timp, permite dezvoltarea unor instrumente de predicție deosebit de utile.*

**Cuvinte cheie:** Componente principale, rentabilitate, risc, volatilitate, optim, varianta

**Clasificare JEL:** G11

În numeroase probleme economico-financiare se impune detectarea relațiilor de natură funcțională ce se stabilesc între un număr de variabile predictor ce formează ceea ce în analiza datelor se numește spațiu cauzal inițial. Cu cât numărul acestor variabile este mai mare, cu atât devine mai dificilă analiza spațiului inițial și cu atât mai anevoieos se dovedește demersul analizei statistice a datelor. În codițiile în care variabilele inițiale sunt în număr mare, pe lângă faptul că obținerea datelor ce constituie materia primă pentru analiză este dificilă, avem de-a face cu o complexitate inherentă a calculelor și cu o probabilitate mare de intercorelare a variabilelor originale, ceea ce afectează serios validitatea analizei întreprinse.

Analiza componentelor principale este o tehnică de analiză multidimensională cu un grad ridicat de aplicabilitate în management-ul de portofoliu pe piețele de capital integrate. Marele merit al acestui model constă în reducerea spațiului cauzal inițial la un spațiu echivalent de o dimensiune considerabil mai mică – spațiu principal. Trecerea între cele două spații se realizează în condițiile maximizării informației păstrate din primul spațiu, adică minimizând pierderea de informație altfel inevitabilă.

În vederea analizei de date ce urmează a fi întreprinsă, am luat în considerare un număr de şapte indicatori financiari ce caracterizează firmele menționate, și anume activele totale (AT), cifra de afaceri netă (CA), profitul operațional (EBIT), fluxul net de trezorerie din exploatare (CF), rezultatul net (PN), datoriile totale (DAT TOT) și capitalizarea bursieră medie (CBM), valorile tuturor indicatorilor fiind aferente exercițiului financiar 2010. Sursa datelor este reprezentată de situațiile financiare ale companiilor, întocmite în conformitate cu Standardele Internaționale de Raportare Financiară (IFRS) adoptate de către Uniunea Europeană.

Pentru început prezentăm statistici descriptive (media și abaterea medie pătratică) pentru indicatorii considerați în analiză:

Indicator	Media	Abat. med. pătr.
AT	64,018.11	167,438.90
CA	19,766.26	30,212.07
EBIT	1,626.20	2,214.13
CF	1,329.14	2,914.43
PN	994.50	1,427.61
DAT TOT	55,785.05	160,542.94
CBM	11,404.46	18,333.43

**Tabelul 1. Media și abaterea medie pătratică pentru indicatorii considerați în analiza componentelor principale**

Sursa: calcule proprii.

Desigur, cu cât abaterea medie pătratică înregistrează o valoare mai mare, cu atât companiile analizate se vor diferenția mai mult după caracteristica respectivă. După cum se poate observa din tabelul anterior, abaterea standard înregistrează valori (mai ales relativ la medie) mari pentru toate cele șapte variabile explicative, ceea ce înseamnă că piața constituie un spațiu complex, cu un bogat conținut informațional, în care structura dependențelor cauzale este foarte complexă și este greu de identificat și cuantificat în spațiul original cu șapte dimensiuni.

Matricea de corelație a celor șapte variabile originale este conținută în tabelul următor:

Indicator	AT	CA	EBIT	CF	PN	DAT TOT	CBM
AT	1.00	0.26	0.46	-0.12	0.31	1.00	0.25
CA	0.26	1.00	0.90	0.73	0.89	0.21	0.89
EBIT	0.46	0.90	1.00	0.66	0.98	0.41	0.90
CF	-0.12	0.73	0.66	1.00	0.74	-0.17	0.82
PN	0.31	0.89	0.98	0.74	1.00	0.26	0.91
DAT TOT	1.00	0.21	0.41	-0.17	0.26	1.00	0.20
CBM	0.25	0.89	0.90	0.82	0.91	0.20	1.00

**Tabelul 2. Matricea de corelație a celor șapte variabile din spațiul cauzal inițial.**

Sursa: calcule proprii.

Așa cum ne aşteptam, variabilele originale sunt puternic intercorelate, ceea ce contribuie substanțial la diminuarea semnificației acestor variabile, pe de o parte, și reliefiază existența unor redundanțe informaționale, pe de altă parte: o cantitate semnificativă de informație se regăsește disipată în legăturile dintre variabile. Demersul analitic pe care îl întreprindem cu ajutorul metodei componentelor principale vizează atât reducerea dimensionalității spațiului original, cât și eliminarea acestor redundanțe informaționale.

Vom calcula în continuare valorile proprii ale matricei de corelație<sup>1</sup>. Suntem interesați doar de valorile proprii supraunitare<sup>2</sup>, întrucât prezintă relevanță pentru analiza efectuată doar acele componente principale care au un conținut informațional mai bogat decât variabilele inițiale. Tabelul de mai jos prezintă cele două valori proprii supraunitare ale matricei  $\Sigma$ :

Nr.	Val. proprie	% Varianță explicată	Val. proprie cumulată	% Varianță cumulată
1	4.5681	65.2587	4.5681	65.2587
2	2.0092	28.7024	6.5773	93.9610

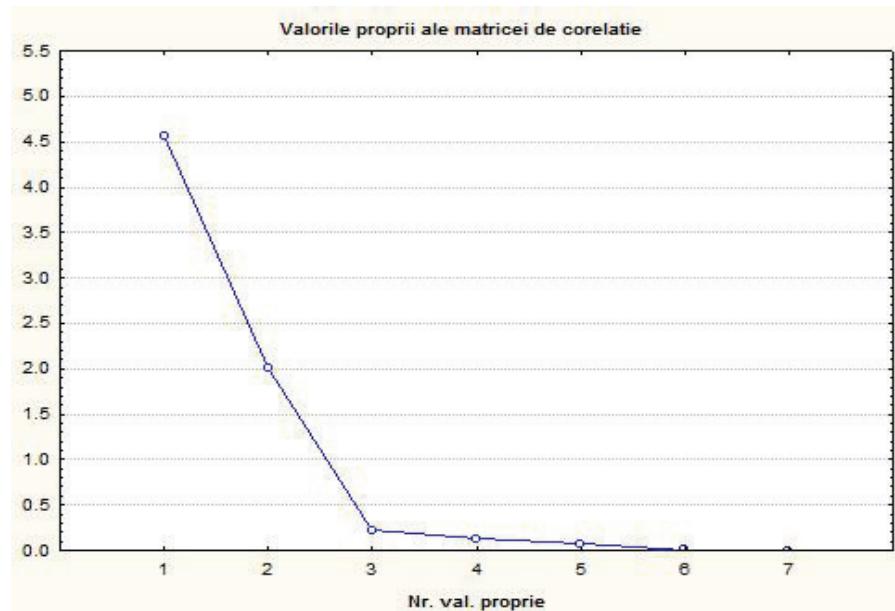
**Tabelul 3. Valorile proprii supraunitare ale matricei de corelație  $\Sigma$**

Sursa: calcule proprii.

<sup>1</sup> Variabilele originale vor fi considerate în forma lor standardizată, ceea ce face ca matricea de covarianță să coincidă cu matricea de corelație.

<sup>2</sup> Este vorba despre criteriul Kaiser – Guttman.

În figura de mai jos am reprezentat toate cele şapte valori proprii ale matricei de corelaţie, dintre care numai primele două sunt reprezentative (adică supraunitare), restul înregistrând valori ce tind spre zero:



**Figura 1. Reprezentarea grafică a valorilor proprii ale matricei de corelație**

Sursa: calcule proprii.

Din informaţiile prezentate anterior deducem că avem doar două valori proprii ale matricei de corelaţie care sunt mai mari decât unitatea şi, ca atare, vom avea tot atâtaea componente principale. Acestea explică în proporţie de aproape 94% variaabilitatea din spaţiul cauzal iniţial, ceea ce înseamnă că reducerea dimensiunii spaţiului analizat de la şapte la numai două variabile s-a realizat în condiţiile unei pierderi informaţionale de circa 6%, un procent ce poate fi considerat foarte bun. Totodată, observăm că prima componentă principală recuperează individual peste 65% din informaţia spaţiului cauzal iniţial şi, astfel, va putea fi folosită pentru clasificarea firmelor.

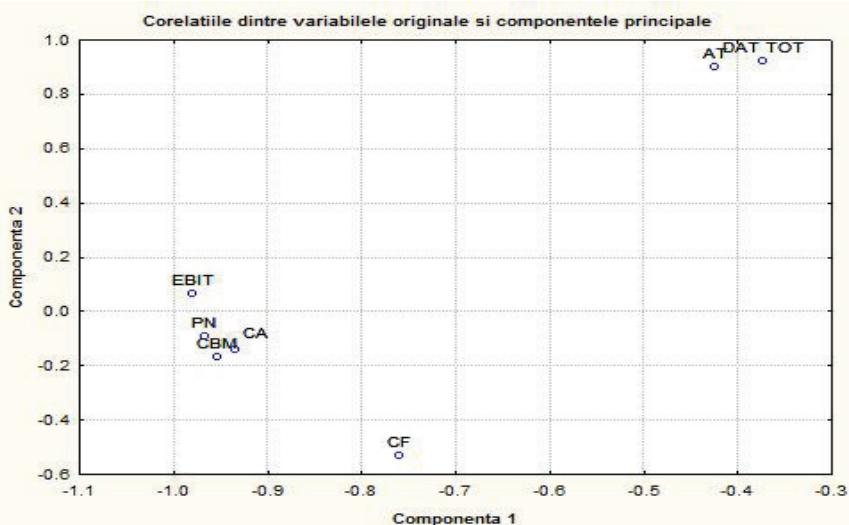
Am determinat apoi matricea factor pentru cele două componente principale rezultate. Matricea factor, ale cărei elemente – intensităţile factorilor – reprezintă coeficienţii de corelaţie dintre variabilele iniţiale şi componentele principale, este prezentată în tabelul de mai jos:

Indicator	Comp. 1	Comp. 2
AT	(0.4234)	0.9009
CA	(0.9335)	(0.1406)
EBIT	(0.9795)	0.0660
CF	(0.7592)	(0.5339)
PN	(0.9671)	(0.0938)
DAT TOT	(0.3723)	0.9223
CBM	(0.9527)	(0.1700)
Var. Expl.	4.5681	2.0092
% Total	0.6526	0.2870

**Tabelul 4. Componentele matricei factor**

Sursa: calcule proprii.

După cum se poate observa, cea dintâi componentă principală recuperează 65,26% din informația spațiului inițial. Ea este corelată puternic negativ cu indicatorii cifră de afaceri netă, profit din exploatare, flux net de trezorerie din activitatea de exploatare, profit net și capitalizare bursieră medie, furnizând astfel informații despre volumul de afaceri, despre profitabilitatea și despre capacitatea companiilor listate la bursele din Germania, Polonia și România de a genera numerar prin activitatea de exploatare desfășurată, dar și despre valoarea lor de piață. A doua componentă principală sintetizează 28,70% din variabilitatea spațiului original, fiind puternic corelată în sens pozitiv cu indicatorii bilanțieri active totale și datorii totale. Așadar, cea de-a doua componentă principală ne furnizează informații cu privire la dimensiunea companiilor analizate și la structura finanțării acestora (prin gradul de îndatorare). Graficul următor ilustrează corelațiile existente între variabilele originale și componentele principale:

**Figura 2. Corelațiile existente între variabilele originale și componentele principale**

Sursa: calcule proprii.

Coeficienții combinațiilor liniare aferente celor două componente principale (vectorii proprii ai matricei de corelație) sunt prezenți în tabelul de mai jos.

Indicator	Comp. 1	Comp. 2
AT	(0.0927)	0.4484
CA	(0.2044)	(0.0700)
EBIT	(0.2144)	0.0328
CF	(0.1662)	(0.2658)
PN	(0.2117)	(0.0467)
DAT TOT	(0.0815)	0.4590
CBM	(0.2086)	(0.0846)

**Tabelul 5. Coeficienții combinațiilor liniare ce definesc componentele principale**

Sursa: calcule proprii.

Acești coeficienți prezintă importanță prin prisma faptului că ei vor fi folosiți pentru a calcula scorurile (coordonatele) obiectelor în noul spațiu – spațiul principal.

Tabelul următor prezintă coordonatele obiectelor în spațiul principal.

Emitent	Comp. 1	Comp. 2
ADIDAS	0.2798	(0.2191)
BMW	(1.0169)	0.2258
COMMERZBANK	(0.8701)	4.0903
DAIMLER	(2.5773)	(0.7591)
LUFTHANSA	(0.0632)	(0.3603)
METRO	(0.4774)	(0.3913)
SIEMENS	(2.3814)	(1.0104)
ASSECO	0.6655	(0.1131)
CEZ	(0.1390)	(0.3549)
GTC	0.6704	(0.1035)
LOTOS	0.6022	(0.1228)
PKO	0.2873	0.0544
TVN	0.6680	(0.1154)
BRD	0.5395	(0.0554)
BT	0.6824	(0.0937)
ALRO	0.6895	(0.1077)
PETROM	0.3977	(0.2135)
ROMPETROL	0.6944	(0.1184)
TEL	0.6837	(0.1136)
TGN	0.6651	(0.1184)

**Tabelul 6. Coordonatele observațiilor în noul spațiu principal**

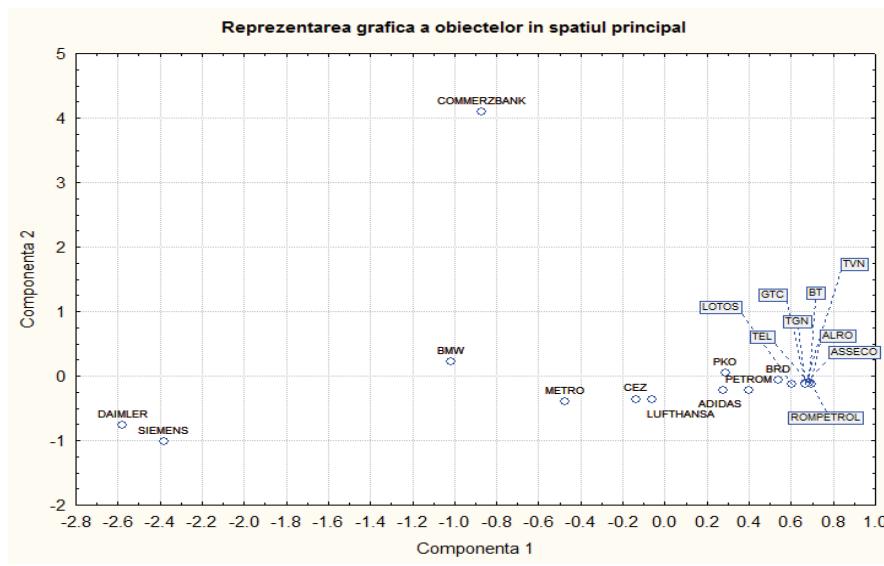
Sursa: calcule proprii.

După cum arătam mai devreme, prima componentă principală este puternic corelată negativ cu indicatorii cifră de afaceri netă, profit din exploatare, profit net, cash flow din exploatare și capitalizare bursieră medie. Aceasta era de așteptat

deoarece, date fiind structura matricei de corelație din tabelul 2, aceste variabile sunt puternic corelate între ele. De altfel, și la nivel intuitiv ne apare firesc ca o companie cu un volum de business ridicat (măsurat prin cifra de afaceri) să aibă un profit operațional și un rezultat net cât mai mare, ceea ce are, desigur, o influență benefică asupra trezoreriei și asupra valorii de piață a companiei respective.

Clasificarea companiilor analizate după această primă componentă principală este relevantă deoarece permite evaluarea concomitentă a volumului de afaceri al firmei (reliefat de cifra de afaceri netă), a abilității firmei de a genera trezorerie prin activitatea sa de exploatare (prin corelația cu indicatorul cash flow din exploatare) și a profitabilității companiei (atât în ansamblu, prin profitul net, cât și la nivelul exploatarii, prin rezultatul exploatarii). Faptul că prima componentă principală este invers corelată cu toți acești indicatori face ca firmele care înregistrează scorurile cele mai mici la această componentă să fie cele mai performante sub aspectul indicatorilor menționați – cu alte cuvinte, cu cât scorul aferent primei componente principale este mai redus, cu atât crește probabilitatea de a avea de-a face cu o companie cu volum mare de business, cu un grad ridicat de profitabilitate și cu o bună capacitate de a genera trezorerie prin activitatea sa de exploatare. În această categorie se vor include acțiunile "blue chips" listate la bursă.

Cea de-a doua componentă principală este puternic corelată în sens pozitiv cu indicatorii active totale și datorii totale; ca atare, obiectele ce înregistrează scoruri ridicate la această componentă vor fi companii de talie mare, cu un grad ridicat al îndatorării și, foarte probabil, cu un efect de levier puternic. Graficul următor ilustrează distribuția obiectelor supuse analizei în spațiul principal, în care axa absciselor este reprezentată de prima componentă, iar axa ordonatelor de cea de-a doua componentă principală:



**Figura 3. Reprezentarea grafică a obiectelor în spațiul principal**

Sursa: calcule proprii.

În urma clasificării companiilor după scorurile înregistrate la cele două componente principale, observăm că există două firme ce se disting în mod clar de celelalte companii analizate – este vorba despre Daimler și Siemens. Aceste companii se numără printre primele companii ca mărime pe plan european (atât după activele totale, cât și după cifra de afaceri), sunt caracterizate de niveluri excelente ale profitabilității, atât sub aspectul rentabilității economice, cât și sub cel al rentabilității financiare (ROA de 3-4% și ROE de 12-13%, valori ridicate pentru piețele occidentale dezvoltate – în cazul de față, Germania), iar valorile lor de piață sunt foarte ridicate, reprezentând 150-200% din valoarea netă contabilă a companiilor. De asemenea, este de remarcat calitatea profiturilor raportate de cele două companii, profitul net având susținere în trezoreria netă generată de activitatea de exploatare a companiilor. În același timp, aceste două companii sunt caracterizate de valori ridicate ale gradului de îndatorare, depășind 70%, ceea ce a făcut ca ele să beneficieze de un efect de levier semnificativ asupra capitalurilor proprii, reflectat în ratele considerabile de rentabilitate financiară înregistrate.

Cea de-a doua clasă indetificabilă include Commerzbank, companie caracterizată de un volum foarte ridicat de afaceri desfășurate, dar cu o profitabilitate scăzută (ROE de cca. 5%, ROA de sub 0.20%) și cu profituri nesusținute de o trezorerie netă sănătoasă, pozitivă, cu un grad de îndatorare foarte mare, depășind 96%, și cu o valoare de piață relativ redusă, situându-se nivelul de 50% din valoarea activului net contabil.

A treia categorie de companii ce se poate construi pe baza analizei componentelor principale cuprinde BMW, Metro, CEZ și Lufthansa, companii listate pe piețe occidentale, de talie mare spre foarte mare (BMW), foarte profitabile (ROE 14-21%, ROA 3-9%) și cu câștiguri în general susținute de o trezorerie pozitivă a exploatarii (cu excepția BMW), relativ puternic îndatorate – gradul de îndatorare variind în intervalul 60-80%, și cu valori de piață depășind considerabil valoarea fondurilor proprii, cu excepția CEZ, care recuperează însă prin profitabilitatea excelentă. Prin metoda componentelor principale putem identifica, de pildă, faptul că acțiunea CEZ trebuie cumpărată de investitori – compania prezintă o sănătate financiară de invidiat, în timp ce prețul de piață al acțiunilor sale este foarte scăzut, având perspective de creștere excelente.

Mai putem alcătui o grupă având în componență Adidas, PKO, Petrom, BRD – companii de talie mare, listate pe piețele emergente și/sau având un volum ridicat de afaceri derulate pe aceste piețe (Adidas), caracterizate de niveluri excelente ale profitabilității (ROA 12-18%), de bună calitate, cu graduri de îndatorare variind între 46-88% (valorile mari ale indicatorului pentru PKO și BRD făcând ca rata de rentabilitate economică ROA să fie relativ redusă) și cu capitalizări bursiere de 140-230% din valoarea contabilă a companiilor. Această grupă include companii cu perspective interesante de creștere, pe care investitorii trebuie să le monitorizeze atent.

În fine, ultima categorie – a cincea – cuprinde companii de talie mică spre medie de pe piețele de capital emergente, caracterizate de niveluri ale profitabilității ce variază între (Rompetrol, GTC, TNV) și foarte bun (ALRO, Transgaz, Asseco Poland), în general cu grade de îndatorare moderate (sub 60%) și cu bune capitalizări de piață (mai puțin Lotos – din nou, o companie ce merită o recomandare de "buy"). Și aceste companii merită monitorizate, cu mențiunea că în cazul lor investitorii trebuie să percepă o primă de risc mai ridicată decât în cazul celorlalte categorii de companii analizate, pe fondul volatilității destul de ridicate ce caracterizează piețele de capital pe care operează companiile din această a cincea categorie.

Revenind la analiza noastră, prezentăm în continuare comunalitățile (calculate ca sumă a pătratelor elementelor de pe linile matricei factor) și specificitățile (calculate ca 1 – comunalitate) pentru cele șapte variabile descriptive considerate în analiză:

Indicator	Comunalitate	Specificitate
AT	0.9909	0.0091
CA	0.8912	0.1088
EBIT	0.9638	0.0362
CF	0.8615	0.1385
PN	0.9442	0.0558
DAT TOT	0.9891	0.0109
CBM	0.9366	0.0634

**Tabelul 7. Comunalitățile și specificitățile pentru variabilele indicator**

Sursa: calcule proprii.

Din datele prezentate anterior rezultă că factorii latenți, comuni, exercitând o influență generală asupra variabilelor analizate, explică varianța indicatorilor în proporție de peste 86%. În cazul unora dintre aceste variabile (activele totale, rezultatul exploatarii, profitul net și capitalizarea bursieră medie) comunalitatea este de peste 90%, ceea ce arată că factorii comuni sunt determinanți, iar influența factorilor specifici este redusă, aceștia explicând sub 10% din variabilitatea indicatorilor. Variabilele predictor menționate anterior sunt influențate într-o măsură mult mai mare de gradul de dezvoltare economică și de situația pieței de capital, pentru a da doar două exemple, decât de factori individuali, specifici companiilor. Singurele variabile descriptive influențate într-o măsură mai mare de factorii cu direcționalitate specifică sunt cifra de afaceri netă și cash flow-ul din activitatea de exploatare, ceea ce este și normal, având în vedere că aceștia sunt mai sensibili în raport cu specificul activității companiei și cu viziunea management-ului acestieia (concretizată, printre altele, în politica sa comercială și în gestiunea trezoreriei firmei).

După cum am văzut, analiza componentelor principale se dovedește a fi un instrument extrem de util în realizarea sintezei informaționale și în eliminarea redundanțelor informaționale, ea servind însă și ca unealtă de clasificare a obiectelor supuse analizei. Astfel, având în vedere corelațiile stabilite între componentele principale și variabilele din spațiul cauzal inițial, putem realiza o clasificare a companiilor analizate în funcție de scorurile principale. Sensul corelațiilor existente ne conduce la un prim rezultat important al analizei componentelor principale: companiile cu scoruri cât mai mici la prima componentă principală vor fi caracterizate de un volum însemnat de afaceri (vânzări), de performanțe financiare foarte bune, de o excelentă capacitate de a genera cash prin activitatea de exploatare desfășurată și de valoare de piață și lichiditate pe burșă ridicată. În mod similar, companiile cu scoruri cât mai ridicate la cea de-a doua componentă principală vor fi cele mai mari de pe piață și, în același timp, cele mai îndatorate, cu un important efect de levier asupra capitalurilor proprii.

**BIBLIOGRAFIE:**

1. Benninga, Simon – **Financial modelling**, 3<sup>rd</sup> edition, *MIT Press*, 2008;
2. Bodie, Zvi; Kane, Alex; Marcus, Alan – **Essentials of investments**, *The McGraw-Hill Companies*, 2003;
3. Damodaran, Aswath – **Estimating risk parameters** (2008), <http://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/>;
4. Fama, E.F.; K.R. French, **The Cross-Section of Expected Stocks Returns**, *Journal of Finance*, 67 (2), 1992, pp. 427–465;
5. Friedlob, George; Schleifer, Lydia – **Essentials of financial analysis**, *Wiley*, 2003;
6. Hitchner, James – **Financial valuation: applications and models**, *Wiley*, 2006;
7. Meucci, A.- **Risk and Asset Allocation**, *Springer*, 2005;
8. Ross, Stephen; Westerfield, Randolph; Jordan, Bradford – **Fundamentals of corporate finance**, 8<sup>th</sup> edition, *McGraw-Hill/Irwin*, 2007;
9. Rubinstein, Mark – **A history of the theory of investments**, *Wiley*, 2006;
10. Beste, A.; Leventhal, D.; Williams, J.; Qin Lu – “*The Markowitz Model. Selecting an Efficient Investment Portfolio*”, Lafayette College, Mathematics REU Program, 2002.