

**O METODĂ DE ANALIZĂ FACTORIALĂ
APLICATĂ ÎN DOMENIUL
DEZVOLTĂRII**

Mădălina CĂRBUREANU
Universitatea Petrol - Gaze din Ploiești

**A FACTOR ANALYSIS METHOD
APPLIED IN DEVELOPMENT FIELD**

Mădălina CĂRBUREANU,
Petroleum-Gas University of Ploiești

REZUMAT

Atât procesul dezvoltării cât și cel al globalizării, fac referire la economia unei națiuni și bunăstarea oamenilor din întreaga lume, constituind subiecte de actualitate pentru diferite organizații. Realitatea economică și nivelul de trai al oamenilor, pot fi descrise prin intermediul unei mulțimi de variabile. Problema apare atunci numărul variabilelor este semnificativ și apare nevoia manevrării acestui volum imens de informații. O soluție la această problemă, poate fi aplicarea unei metode de analiză factorială, așa numita Analiza Componentelor Principale, cu scopul final de a stabili și a analiza acele variabile care influențează într-o manieră semnificativă, dezvoltarea umană.

Cuvinte cheie: Analiza Componentelor Principale, Institutul Național de Statistică, Programul Națiunilor Unite pentru Dezvoltare.

Introducere

În zilele noastre, multe organizații dezvoltă diferite programe, care vin cu soluții la provocările dezvoltării globale și naționale. O astfel de organizație este PNUD (*Programul Națiunilor Unite pentru Dezvoltare*) care prin intermediul reprezentanțelor sale din întreaga lume, inclusiv România, încearcă prin diferite programe să rezolve probleme majore, precum: dezvoltarea umană și economică, identificarea resurselor viabile, probleme ale mediului, bolile infecțioase, conflictele și dezastrurile naturale, și multe altele (PNUD, 2007). De asemenea, în țara noastră, *Institutul Național de Statistică* (INSSE) furnizează rapoarte anuale pentru toate domeniile.

Bunăstarea oamenilor este influențată de mai mulți factori, precum: speranța de viață, produsul intern brut, nivelul de sărăcie, media anuală a schimbării în prețul consumatorului, dezvoltarea legată de gen, activitatea economică a femeilor, nivelul

ABSTRACT

Both processes of development and globalization, refers to the nation's economy and people welfare from all over the world, being subjects of present interest for different organizations. The economic reality and people living status can be described through a batch of variables. The problem appears when the number of variables is significant, and appears the need of handle this great volume of information. A solution to this problem can be the application of a factor analysis method, so called Principal Components Analysis, with the final goal of establishing and analyzing, those variables, which influence in a meaningful way, the human development.

Key words: Principal Components Analysis, National Institute of Statistics, United Nations Development Program.

Introduction

Nowadays, many organizations are developing different programs, which come with solutions to the global and national development challenges. Such an organization is UNDP (*United Nations Development Program*) which through his subsidiaries all over the world, including Romania, tries through different programs to solve major problems, such as: human and economic development, nation building, sustainable resources, environment problems, infectious diseases, conflicts and natural disasters, and many others (UNDP, 2007). Also, in our country, the *National Institute of Statistics* (INSSE) offers annual reports for all domains.

The people welfare is influenced by many factors, such as: life expectancy, gross domestic product, the poverty level, average annual change in consumer price, the degree of income

dezvoltării umane, etc. Există un număr mare de variabile cu o anumită influență asupra calității vieții oamenilor, dar unele dintre aceste variabile sunt mai importante decât celelalte, astfel încât este utilă identificarea acelor variabile pentru o mai bună înțelegere a factorilor care pot conduce la creșterea sau descreșterea calității vieții.

Analiza factorială este folosită pentru a rezolva două tipuri de probleme: reducerea numărului de variabile pentru a crește viteza de procesare a datelor și identificarea șabloanelor ascunse în relațiile existente între date. Analiza factorială se referă la o gamă largă de tehnici statistice folosite pentru a reprezenta un set de variabile în concordanță cu un număr redus de variabile ipotetice, numite factori. Acest tip de analiză este folosită intens în diferite domenii, precum: psihologie, științe sociale, managementul producției, cercetare operațională, domeniul dezvoltării, etc. Câteva din pachetele software dedicate acestui tip de analiză, sunt: Statistics, SAS, SPSS.

Analiza componentelor principale (ACP), cunoscută și sub denumirea de *transformarea Hotelling* sau *transformarea Karhunen-Loeve*, este o tehnică de analiză factorială, în care, scopul este acela de a reduce numărul de variabile folosite inițial, luând în considerare un număr redus de variabile reprezentative (Gorunescu, 2006).

ACP este cea mai simplă analiză dintre analizele bazate pe vectori proprii. Deoarece în date de mari dimensiuni, șabloanele sunt foarte greu de identificat, metoda ACP este foarte utilă deoarece prin reducerea numărului de dimensiuni, șabloanele pot fi identificate fără o pierdere importantă de informație (Smith, 2002). ACP are aplicații în domenii precum recunoașterea feței și compresia imaginii.

Aplicarea ACP și interpretarea rezultatelor

Scopul aplicației este acela de a identifica acei factori care influențează nivelul dezvoltării umane, folosind o metodă de analiză factorială, numită ACP (*Analiza Componentelor Principale*). Scopul ACP este de a obține un număr mic de

inequality in a society, gender related development, female economic activity, the human development level, etc. Are a great number of variables with a certain influence on the quality of peoples life, but some of these variables are more important than others, so is useful the identification of those variables for a better understanding of the factors which can increase or decrease the quality of life.

Factor analysis is used for solving two types of problems: the variables number reducing for increasing the data processing speed and the hidden patterns recognition from data relations. Factor analysis refers to a variety of statistical techniques used for representing a set of variables in accordance with a reduced number of hypothetical variables, named factor. This type of analysis is intensively used in different domains, such as: psychology, social sciences, production management, operational researches, development domain, etc. Some of the software packages, dedicated for this type of analysis, are: Statistics, SAS, SPSS.

Principal components analysis (PCA), known also as *Hotelling transform* or *Karhunen-Loeve transform*, is a factor analysis technique, in which, the goal is the reducing of the variables number initially used, taking into consideration a reduced number of representative variables (Gorunescu, 2006).

PCA is the simplest of the true eigenvector-based multivariate analyses. Because in data of high dimensions, the patterns are hard to find, the PCA method is very useful because by reducing the number of dimensions, the patterns can be found without an important information loss (Smith, 2002). PCA has found application in fields such as face recognition and image compression.

The PCA application and results interpretation

The goal of the application is to identify those factors which influence the level of human development, using a factor analysis method,

combinații liniare (componentele principale) dintr-un set de variabile, care să rețină cât mai multă informație din variabilele inițiale.

Din pachetele software dedicate acestui tip de analiză, am ales să folosim, software-ul SPSS. SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*) este unul dintre cele mai accesibile software-uri, folosit de organizații comerciale, guvernamentale și academice pentru a rezolva probleme legate de afaceri și probleme referitoare la cercetare.

Datele de intrare au fost furnizate de către *Raportul Dezvoltării Umane 2007/2008- Luptând împotriva schimbărilor climatice: Solidaritatea umană într-o lume divizată*, elaborat de către organizația PNUD (PNUD, 2007). Structura bazei de date SPSS conține 177 de înregistrări, și următoarele câmpuri:

- *Țara*;
- *Indice_speranță_viață*, reprezentând valorile speranței medii de viață la naștere;
- *PIB_Index*, reprezentând valorile produsului intern brut pe locuitor;
- *Indice_sărăcie*;
- *Indice_medie_anuala_schimbare_preț_consumator*;
- *Indice_GINI*, reprezentând gradul inegalității venitului într-o societate;
- *GDI*, fiind indicele dezvoltării referitor la gen;
- *Activitate_economică_femeie*;
- *IDU*, reprezentând indicele dezvoltării umane, fiind alături de indicele sărăciei, unul dintre cei mai importanți parametrii sintetici ai dezvoltării umane.

Structura bazei de date SPSS este prezentată în figura 1:

called PCA (*Principal Components Analysis*). The purpose of PCA is to derive a small number of linear combinations (principal components) of a set of variables that retain as much of the information in the original variables as possible.

From the software packages dedicated to this type of analysis, we chose to use, the SPSS software. SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*) is the world's most accessible statistical software suite used by commercial, government and academic organizations to solve business and research problems.

The input data were provided by the *Human Development Report 2007/2008-Fighting climate change: Human solidarity in a divided world*, elaborated by UNDP organization (UNDP, 2007). The SPSS data base structure has 177 recordings, and the following fields:

- *Country_name*;
- *Life_expectancy_index*, representing the values of medium life expectancy at birth;
- *GDP_Index*, representing the gross domestic product on inhabitant values;
- *Poverty_index*;
- *Average_annual_change_in_consumer_price_index*;
- *GINI_Index*, representing the degree of income inequality in a society;
- *GDI*, being the gender related development index;
- *Female_economic_activity*;
- *HDI*, representing the human development index, being alongside the poverty index, one of the most important human developments synthetic parameter.

The SPSS data base structure is presented in figure 1:

Tara	Indice_sperantei_de_viaza	PIB_indice	IGDP	Indice_dezvoltarii_omniscare	Indice_mediului_muncii	Indice_dezvoltarii_omniscare	IGDP	Activitatea_economica_a_femeilor
1 Iceland	943	966	968	8.000	4.200	25.00	967	104
2 Norway	913	1.000	968	8.000	1.600	25.00	967	112
3 Australia	931	962	962	12.10	2.900	35.20	963	109
4 Canada	921	970	961	10.90	2.200	32.60	966	105
5 Ireland	984	964	959	10.00	2.400	34.30	963	100
6 Sweden	926	965	956	8.300	5.00	25.00	956	93
7 Switzerland	938	981	965	10.70	1.200	33.70	962	116
8 Japan	964	969	963	10.70	3.00	24.90	962	96
9 Netherlands	904	966	963	8.100	1.700	30.90	961	129
10 France	919	964	962	11.20	1.700	32.70	960	106
11 Finland	896	964	962	8.100	9.00	26.90	947	98
12 United States	891	1.000	961	10.40	3.400	40.80	959	108
13 Spain	926	936	949	12.50	3.400	34.70	944	132
14 Denmark	891	973	949	8.200	1.800	24.70	944	96
15 Austria	907	973	949	11.10	2.300	29.10	934	115
16 United Kingdom	900	969	946	14.80	2.800	36.00	944	104
17 Belgium	897	963	946	12.40	2.600	33.00	940	126
18 Luxembourg	891	1.000	944	11.10	2.500	33.00	934	124
19 New Zealand	913	922	943	8.100	3.000	36.20	936	112
20 Italy	922	944	941	20.80	2.000	36.00	936	104
21 Hong Kong, China	949	977	937	6.300	9.00	43.40	926	112
22 Germany	902	949	936	10.30	2.000	28.30	921	114
23 Israel	921	927	932	10.30	1.300	39.20	927	122
24 Greece	908	910	926	8.100	3.600	34.30	922	121
25 Singapore	907	960	922	6.200	5.00	42.60	903	101
26 Korea	897	966	921	6.100	2.700	31.60	910	107
27 Slovenia	874	902	917	12.60	2.500	39.40	914	99
28 Cyprus	896	966	966	8.100	1.000	28.00	899	113
29 Portugal	879	898	897	8.100	2.300	30.50	895	113
30 Bhutan Darussalam	862	941	894	15.40	1.200	38.00	886	98
31 Bangladesh	861	860	892	1.000	6.100	25.00	887	110
32 Czech Republic	849	899	891	16.40	1.800	25.40	887	95
33 Slovakia	871	930	891	10.70	1.600	26.00	884	141
34 Malta	901	877	878	8.300	3.000	25.00	873	169
35 Qatar	834	936	876	7.800	8.800	26.00	863	132
36 Hungary	798	866	874	8.100	3.000	26.90	857	91
37 Poland	836	823	870	10.70	2.100	34.50	857	83

După aplicarea metodei Analizei Componentelor Principale, o serie de rezultate au fost obținute, rezultate pe care le vom interpreta, precum: statistica descriptivă, matricea de corelație, testul KMO și Bartlett, comunalitatea, varianța totală explicată, imaginea Scree Plot, matricea componentelor și matricea componentelor după rotație.

Tabelul statistică descriptivă (Descriptive Statistics) furnizează media (media pentru fiecare dimensiune), deviația standard (nivelul de împrăștiere al datelor) și numărul cazurilor analizate, pentru fiecare variabilă, așa cum se poate observa în figura 2.

	Mean	Std. Deviation	Analysis N
Indicele sperantei de viata	7.0442	.183688	172
Indicele produsului intern brut	87968	192724	172
Indicele Dezvoltarii Umane	7.2228	.172248	172
Indicele saraciei	20.43488	13.863274	172
Indicele mediei anuale a schimbării prețului consumatorilor	5.81721	4.374383	172
Grădii inegalității veniturii într-o societate	40.89593	9.913771	172
Indicele dezvoltării resurselor umane	7.1515	.173678	172
Activitatea economică a femeilor	87.44	30.172	172

Matricea de corelație *Correlation Matrix* (similară cu o *matrice de covarianță* unde coloanele, au fost standardizate), prezentată în figura 3, descrie corelația dintre variabilele analizate. Așa cum putem observa, între variabile, avem atât corelație pozitivă cât și negativă, lucru perfect normal, datorită semnificației fiecărei variabile analizate.

Country	Life_expectancy_index	GDP_index	HEI	Poverty_index	Average_annual_change_in_consumer_price_index	GHI_index	GCI	Female_economic_activity
1 Iceland	941	966	968	8.000	4.200	25.000	962	104
2 Norway	913	1.000	968	8.000	1.600	25.000	967	112
3 Australia	931	962	962	12.100	2.900	35.200	963	109
4 Canada	921	970	961	10.900	2.200	32.600	966	105
5 Ireland	984	964	959	10.000	2.400	34.300	963	100
6 Sweden	926	965	956	8.300	5.000	25.000	956	93
7 Switzerland	938	981	965	10.700	1.200	33.700	962	116
8 Japan	964	969	963	10.700	3.000	24.900	962	96
9 Netherlands	904	966	963	8.100	1.700	30.900	961	129
10 France	919	964	962	11.200	1.700	32.700	960	106
11 Finland	896	964	962	8.100	9.000	26.900	947	98
12 United States	891	1.000	961	10.400	3.400	40.800	959	108
13 Spain	926	936	949	12.500	3.400	34.700	944	132
14 Denmark	891	973	949	8.200	1.800	24.700	944	96
15 Austria	907	973	949	11.100	2.300	29.100	934	115
16 United Kingdom	900	969	946	14.800	2.800	36.000	944	104
17 Belgium	897	963	946	12.400	2.600	33.000	940	126
18 Luxembourg	891	1.000	944	11.100	2.500	33.000	934	124
19 New Zealand	913	922	943	8.100	3.000	36.200	936	112
20 Italy	922	944	941	20.800	2.000	36.000	936	104
21 Hong Kong, China	949	977	937	6.300	9.000	43.400	926	112
22 Germany	902	949	936	10.300	2.000	28.300	921	114
23 Israel	921	927	932	10.300	1.300	39.200	927	122
24 Greece	908	910	926	8.100	3.600	34.300	922	121
25 Singapore	907	960	922	6.200	5.000	42.600	903	101
26 Korea	897	966	921	6.100	2.700	31.600	910	107
27 Slovenia	874	902	917	12.600	2.500	28.400	914	99
28 Cyprus	896	966	966	8.100	1.000	28.000	899	113
29 Portugal	879	898	897	8.100	2.300	30.500	895	113
30 Bhutan Darussalam	862	941	894	15.400	1.200	38.000	886	98
31 Bangladesh	861	860	892	1.000	6.100	25.000	887	110
32 Czech Republic	849	899	891	16.400	1.800	25.400	887	95
33 Slovakia	871	930	891	10.700	1.600	26.000	884	141
34 Malta	901	877	878	8.300	3.000	25.000	873	169
35 Qatar	834	936	876	7.800	8.800	26.000	863	132
36 Hungary	798	866	874	8.100	3.000	26.900	857	91
37 Poland	836	823	870	10.700	2.100	34.500	857	83

After applying the *Principal Components Analysis* method, a series of results were obtained, results which we will interpret, such as: Descriptive Statistics, Correlation Matrix, KMO and Bartlett's Test, Communalities, Total Variance Explained, Scree Plot, Component Matrix and Rotated Component Matrix.

Descriptive Statistics table supplies the mean (the average across each dimension), the standard deviation (the data spread out level) and the number of analyzed cases, for each variable, as we can see in figure 2.

Descriptive Statistics

	Mean	Std. Deviation	Analysis N
Life expectancy index	7.0442	.183688	172
Gross domestic product	67968	192724	172
Human Development Index	7.2228	1.72248	172
Poverty index	20.43488	13.863274	172
Average annual change in consumer price index	5.81721	4.374383	172
The degree of income inequality in a society	40.89593	9.913771	172
Gender related development index	7.1515	1.73678	172
Female economic activity	87.44	30.172	172

The *Correlation Matrix* (similar to a *covariance matrix* where the columns, have been standardized) table, presented in figure 3, describes the correlation among the analyzed variables. As we can see, between variables, we have also positive and negative correlation, which is perfectly normal, due to the meaning of each analyzed variable.

Correlation Matrix

	Indicele speranței de viață	Indicele produsului intern brut	Indicele Dezvoltării Umane	Indicele saraciei	Indicele mediei anuale a schimbării prețului consumatorului	Gradul inegalității veniturii în-o societate	Indicele dezvoltării referitor la gen	Activitatea economică a femeilor
Indicele speranței de viață	1.000	.797	.917	-.915	-.463	-.426	.916	-.023
Indicele produsului intern brut	.797	1.000	.934	-.736	-.520	-.348	.927	.078
Indicele Dezvoltării Umane	.917	.934	1.000	-.890	-.477	-.386	.997	-.019
Indicele saraciei	-.915	-.736	-.890	1.000	.333	.238	-.891	.146
Indicele mediei anuale a schimbării prețului consumatorului	-.463	-.520	-.477	.333	1.000	.170	-.470	-.016
Gradul inegalității veniturii în-o societate	-.426	-.348	-.386	.238	.170	1.000	-.374	-.048
Indicele dezvoltării referitor la gen	.916	.927	.997	-.891	-.470	-.374	1.000	-.018
Activitatea economică a femeilor	-.023	.078	-.019	.146	-.016	-.048	-.018	1.000

Indicele *Kaiser-Meyer-Olkin* (0.80) este folosit pentru a compara dimensiunile coeficienților de corelație observați cu dimensiunile coeficienților de corelație parțială. Valoarea testului *Bartlett's Test of Sphericity* (2046.849, Sig=0.000), este suficient de mic pentru a respinge ipoteza că variabilele sunt necorelate, drept urmare există o puternică relație între date. Aceste valori, indică prezența unuia sau mai multor factori comuni ceea ce motivează aplicarea unei proceduri de reducere factorială, reprezentată de metoda ACP

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.800
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	2046.849
	df	28
	Sig.	.000

Comunalitatea reprezintă acea parte din varianța unei variabile explicată de structura unui factor (Pohlmann), sau altfel spus, caracterul comun al unei variabile reprezintă acea parte din varianța variabilei care este comună cu varianța altor variabile. Valori minime ale caracterului comun pentru anumite variabile, indică faptul că respectivele variabile nu sunt bine reprezentate de modelul factorial aplicat. În cazul de față, majoritatea variabilelor sunt bine reprezentate de către modelul factorial folosit, așa cum putem observa în figura 5.

Communalities

	Initial	Extraction
Indicele speranței de viață	1.000	.875
Indicele produsului intern brut	1.000	.866
Indicele Dezvoltării Umane	1.000	.979
Indicele saraciei	1.000	.830
Indicele mediei anuale a schimbării prețului consumatorului	1.000	.327
Gradul inegalității veniturii în-o societate	1.000	.285
Indicele dezvoltării referitor la gen	1.000	.973
Activitatea economică a femeilor	1.000	.896

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Correlation Matrix

	Life expectancy index	Gross domestic product	Human Development Index	Poverty index	Average annual change in consumer price index	The degree of income inequality in a society	Gender related development index	Female economic activity
Life expectancy index	1.000	.797	.917	-.915	-.463	-.426	.916	-.023
Gross domestic product	.797	1.000	.934	-.736	-.520	-.348	.927	.078
Human Development Index	.917	.934	1.000	-.890	-.477	-.386	.997	-.019
Poverty index	-.915	-.736	-.890	1.000	.333	.238	-.891	.146
Average annual change in consumer price index	-.463	-.520	-.477	.333	1.000	.170	-.470	-.016
The degree of income inequality in a society	-.426	-.348	-.386	.238	.170	1.000	-.374	-.048
Gender related development index	.916	.927	.997	-.891	-.470	-.374	1.000	-.018
Female economic activity	-.023	.078	-.019	.146	-.016	-.048	-.018	1.000

Kaiser-Meyer-Olkin index (0.80) is used for comparing the magnitudes of the observed correlation coefficients to the magnitudes of the partial correlation coefficients. The *Bartlett's Test of Sphericity* value (2046.849, Sig=0.000), is small enough to reject the hypothesis that the variables are uncorrelated, therefore there is a strong relationship among variables. These values, point to the presence of one or many common factors and motivates the application of a factor reduction procedure, represented by PCA method.

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.800
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	2046.849
	df	28
	Sig.	.000

Communality represents the proportion of a variable's variance explained by a factor structure (Pohlmann), or with other words, the common character of a variable represents that part from the variable variance which is common with other variables variance. Minimal values of certain variables common character indicate that those variables are not well represented by the factor model applied. In the current situation, the majority of the variables are well represented by the factor model used, as we can see in figure 5

Communalities

	Initial	Extraction
Life expectancy index	1.000	.875
Gross domestic product	1.000	.866
Human Development Index	1.000	.979
Poverty index	1.000	.830
Average annual change in consumer price index	1.000	.327
The degree of income inequality in a society	1.000	.285
Gender related development index	1.000	.973
Female economic activity	1.000	.896

Extraction Method: Principal Component Analysis

The first specific factor analysis

Fig. 5. Comunalitatea variabilelor

Primele informații specifice analizei factoriale sunt furnizate de către tabelul *Varianța Totală Explicată (Total Variance Explained)*, prezentat în figura 6. Folosind metoda *Analizei Componentelor Principale (ACP)*, a fost generat un număr de opt componente principale, așa numiți, factori. Așa cum putem observa în figura 6, doar primii doi factori îndeplinesc criteriul de selecție (valori proprii ≥ 1).

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	4.971	62.137	62.137	4.971	62.137	62.137	4.967	62.090	62.090
2	1.062	13.277	75.414	1.062	13.277	75.414	1.066	13.324	75.414
3	.848	10.594	86.008						
4	.734	9.175	95.183						
5	.218	2.730	97.913						
6	.143	1.793	99.706						
7	.021	.266	99.972						
8	.002	.028	100.000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Fig. 6. Tabelul Total Variance Explained

Coloanele *Extraction Sums of Squared Loadings*, furnizează valorile pentru valorile proprii (*coloana Total*), varianța explicată (*coloana % of Variance*) și varianța cumulată (*coloana Cumulative %*), în contextul soluției inițiale, înaintea rotației. Varianța explicată de fiecare factor este distribuită astfel: primul factor, 62.137% și cel de-al doilea factor, 13.277%. Ambii factori explică 75.414% din valoarea varianței analizate.

Coloanele *Rotation Sums of Squared Loadings*, prezintă valorile pentru ambii factori, dar după aplicarea procedurii de rotație. În contextul aceleiași varianțe totale (75.414%), poate fi observată o redistribuire a varianței explicate de către fiecare factor, astfel: primul factor 62.090% și al doilea factor, 13.324%.

Așa cum se poate observa, prin metoda de rotație, primul factor pierde din nivelul de saturație, în favoarea celui de-al doilea factor.

În figura 7, valorile proprii pentru toate componentele principale, obținute aplicând metoda ACP, sunt reprezentate grafic într-o secvență de factori principali. Numărul factorilor este ales acolo unde nivelele graficului prezintă un șablon descrescător liniar. Figura de mai jos, sugerează existența unei soluții cu doi factori, de

informații sunt furnizate de către tabelul *Varianța Totală Explicată (Total Variance Explained)*, prezentat în figura 6. Using the *Principal Components Analysis* method (PCA), has been generated a number of eight principal components, so called, factors. As we can observe in figure 6, only the first two factors fulfil the selection criterion ($Eigenvalue \geq 1$).

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	4.971	62.137	62.137	4.971	62.137	62.137	4.967	62.090	62.090
2	1.062	13.277	75.414	1.062	13.277	75.414	1.066	13.324	75.414
3	.848	10.594	86.008						
4	.734	9.175	95.183						
5	.218	2.730	97.913						
6	.143	1.793	99.706						
7	.021	.266	99.972						
8	.002	.028	100.000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

The *Extraction Sums of Squared Loadings* columns, supply the *Eigenvalue* values (*Total column*), the explained variance (*% of Variance column*) and the cumulative variance (*Cumulative % column*), in the context of the initial solution, before rotation. The explained variance by each factor is distributed as follow: the first factor, 62.137% and the second factor, 13.277%. Both factors explain 75.414% from the analyzed values variance.

The *Rotation Sums of Squared Loadings* columns, are presenting the values for both factors, but after the rotation procedure application. In the context of the same total variance (75.414%), it can be observed a redistribution of the explained variance by each factor, as follow: the first factor, 62.090% and the second factor, 13.324%.

As we can observe, by the rotation method, the first factor loses from the saturation level, in the favor of the second one. In figure 7, the eigenvalues (the sum of squared values in the column of a factor matrix) for all the principal components, obtained using the PCA method, are plotted in the sequence of the principal factors. The number of factors is chosen where the plot levels off to a linear decreasing pattern. The figure below suggests a two-factor solution, since the eigenvalues begin a linear decline.

vreme ce valorile proprii prezintă o scădere liniară.

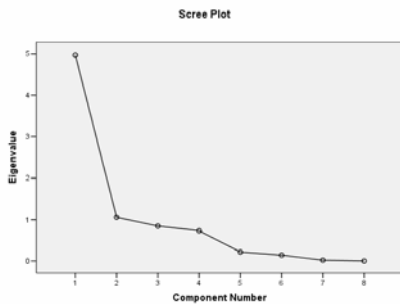
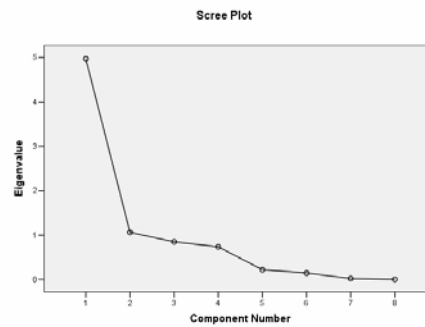


Fig. 7. Reprezentarea grafică



The *Component Matrix* table presented in figure 8, supplies the variables list and their contribution to each selected factors loading, in correlation terms. The data from this table refers to the initial factor solution, before the rotation procedure application.

Matricea componentelor (*Component Matrix*) prezentată în figura 8, furnizează lista variabilelor și contribuția lor la încărcarea fiecăruia dintre factorii selectați, în termenii de corelație. Datele din acest tabel se referă la soluția factorială inițială, înainte de

	Component	
	1	2
Indicele Dezvoltării Umane	.989	
Indicele dezvoltării referitor la gen	.986	
Indicele speranței de viață	.936	
Indicele produsului intern brut	.926	
Indicele sărăciei	-.881	.23
Indicele mediei anuale a schimbării pretului consumatorului	-.559	-.12
Gradul inegalității venitului într-o societate	-.446	-.29
Activitatea economică a femeilor		.941

Extraction Method: Principal Component Analysis.
a. 2 components extracted.

	Component	
	1	2
Human Development Index	.989	
Gender related development index	.986	
Life expectancy index	.936	
Gross domestic product	.926	
Poverty index	-.881	.232
Average annual change in consumer price index	-.559	-.122
The degree of income inequality in a society	-.446	-.294
Female economic activity		.946

Extraction Method: Principal Component Analysis.
a. 2 components extracted.

aplicarea procedurii de rotație.

Fig. 8. Matricea componentelor

Figura 9 furnizează prezintă matricea componentelor după rotație (*Rotated Component Matrix*), care conține datele obținute după aplicarea procedurii de rotație a factorilor (o transformare a factorilor principali sau componentelor, pentru a aproxima structura dată).

Figure 9 supplies the *Rotated Component Matrix* table, which contains the data obtained after application of factors rotation (a transformation of the principal factors or components in order to approximate simple structure).

	Component	
	1	2
Indicele Dezvoltării Umane	.990	
Indicele dezvoltării referitor la gen	.987	
Indicele speranței de viață	.936	
Indicele produsului intern brut	.922	.128
Indicele sărăciei	-.888	.204
Indicele mediei anuale a schimbării pretului consumatorului	-.555	-.139
Gradul inegalității venitului într-o societate	-.437	-.307
Activitatea economică a femeilor		.945

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.
a. Rotation converged in 3 iterations.

	Component	
	1	2
Human Development Index	.990	
Gender related development index	.987	
Life expectancy index	.936	
Gross domestic product	.922	.128
Poverty index	-.888	.204
Average annual change in consumer price index	-.555	-.139
The degree of income inequality in a society	-.437	-.307
Female economic activity		.945

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.
a. Rotation converged in 3 iterations.

Fig. 9. Matricea componentelor după rotație

Datele din figura 9, ne permite să desprinde concluziile finale, cu privire la structura

The data from figure 9, allows us to detach final conclusions, as regards the factor structure of the analyzed variables:

- The *first factor* is compound by *Human Development Index* (0.990), *Gender related*

factorilor pentru variabilele analizate:

- Primul factor este alcătuit din variabilele *Indicele Dezvoltării Umane* (0.990), *Indicele dezvoltării referitor la gen* (0.987), *Indicele speranței de viață* (0.936) și *Indicele produsului intern brut* (0.922), motiv pentru care vom redenumii acest factor ca fiind *Indice_Calitate_Viață*.
- Cel de-al doilea factor este alcătuit numai din variabila *Activitatea economică a femeilor* (0.945) și își va menține același nume.

Folosind acest tip de analiză factorială, putem obține informații utile referitor la factorii care au o mare influență asupra calității vieții oamenilor, oferind statisticienilor posibilitatea de a urmări evoluția ascendentă sau descendentă a acesteia.

Concluzii

Acest articol subliniază utilitatea aplicării metodei analizei componentelor principale în domeniul dezvoltării umane, cu scopul final de a identifica acei factori care influențează într-un mod semnificativ calitatea vieții oamenilor, în contextul actual al globalizării și dezvoltării accelerate. Efectul imediat al acestui tip de aplicație poate fi posibilitatea de a analiza, testa și îmbunătăți acei factori care sunt direct responsabili cu nivelul de calitate al vieții. Cunoscând și analizând acești factori, pot fi inițiate programe pentru a aduce la un nivel superior, bunăstarea oamenilor.

Bibliografie

1. Gorunescu, F., 2006, "Data mining. Concepte, modele și tehnici", (Cluj-Napoca, România)
2. PNUD, 2007, "Raportul Dezvoltării Umane 2007/2008, Luptând împotriva schimbărilor climatice: Solidaritate umană într-o lume divizată", 229-329
3. PNUD, 2007, "Programul Națiunilor Unite pentru Dezvoltare în Lume", <http://www.undp.ro>, accesat 10 Septembrie 2008
4. Smith, L., 2002, "Tutorial pentru Analiza Componentelor Principale", 12-13
5. Pohlmann, J., "Glosar Analiză Factorială EPSY 580B-Seminar Analiză Factorială" <http://www.siu.edu/~epse1/pohlmann/factglos/>

development index (0.987), *Life expectancy index* (0.936) and *Gross domestic product* (0.922) variables that is way we will rename this factor as *Life_Quality_Index*.

- The *second factor* is compound only by *Female economic activity* (0.945) variable and it will maintain the same name.

Using this type of factor analysis method, we can obtain useful information's about the factors which have a great influence on the quality of people life, giving to the statisticians the possibility to pursue theirs ascending or descending evolution.

Conclusion

This article highlights the principal components analysis method application utility in development domain, with the final goal of identifying those factors which influence in a significant way the people quality of life, in the actual context of globalization and accelerated development. The immediate effects of this type of application can be the possibility of analyzing, testing and the improvement of those factors which are directly responsible with the life quality level. Knowing and understanding those factors, can be initiated programs for bringing to an upper level, the people welfare.

Bibliography

1. Gorunescu, F., 2006, "Data mining. Concepts, Models and Techniques", (Cluj-Napoca, Romania)
2. UNDP, 2007, "Human Development Report 2007/2008, Fighting climate change: Human solidarity in a divided world", 229-329
3. UNDP, 2007, "United Nations Development Programme Around the World", <http://www.undp.ro>, accessed 10 September 2008
4. Smith, L., 2002, "A tutorial on Principal Components Analysis", 12-13
5. Pohlmann, J., "Factor Analysis glossary EPSY 580B-Factor Analysis Seminar" <http://www.siu.edu/~epse1/pohlmann/factglos/>