

MCDM metodų rezultatų apjungimas pagal jų nustatytą svarbumą

Irina Vinogradova

Vilniaus Gedimino technikos universitetas, Fundamentinių mokslų fakultetas

Saulėtekio al. 11, LT-10223 Vilnius

E. paštas: irina.vinogradova@vgtu.lt

Santrauka. Teorijoje nėra pateikta geriausio arba tinkamiausio MCDM (*angl. Multiple-Criteria Decision-Making*) metodo konkrečiam uždaviniui spręsti. Dėl to, norint priimti teisingą sprendimą, dažnai lygiagrečiai taikomi keli metodai. Tuo atveju, kai gauti MCDM metodų rezultatai skiriasi, sprendimas nėra vienareikšmiškas. Šioje publikacijoje, priimant sprendimą pagal kelių MCDM metodų vertinimus, siūloma apjungti visų taikomų metodų rezultatus į vieną dydį, atsižvelgiant į metodų svarbumą sprendžiamajame uždavinyje. Metodas, kuris yra stabilesnis nedideliams duomenų keitimams, turi didesnę svarbą (svorį) apjungtam rezultatui. Skirtingų metodų rezultatų įverčiai yra tarpusavyje nelyginami, dėl to gautus rezultatų rezultatus reikia normalizuoti, suvienodinant jų skalę.

Raktiniai žodžiai: MCDM, rezultatų apjungimas, svarbumas, svoris, stabilumas.

1 Įvadas

MCDM vieni iš plačiai taikomų metodų praktiniuose sprendimo priėmimo uždaviniuose [6]. Per pastaruosius metus MCDM buvo taikomi tokiose srityse kaip medicina, žmoniškųjų išteklių, gamybinių sistemų valdymas, techninė diagnostika, rinkos sudarymas, aplinkosauga ir energetika, ekologija, vadyba, ekonomika ir t. t. [5]. Taikant kelis MCDM metodus, vertinimo rezultatų rangavimai gali skirtis, tokiu atveju nėra aišku, kokį sprendimą priimti. Kiekvienas metodas turi savo teorinį pagrindą, logiką, užtat ir atsiranda rezultatų skirtumai, apdorojant pradinius duomenis [10]. Dažniausiai tai atsitinka, dėl pradinių duomenų mažo skirtumo. Literatūroje lyginant skirtingų MCDM rezultatus, rezultatų reikšmės normalizuojamos [3] arba ranguojamos. Sumuojant rangus arba skaičiuojant rezultatų vidurkį, geriausia alternatyva pasirenkama ta, kurios balų skaičius yra mažiausias. Lyginant alternatyvų rangus, tuo atveju, kai kelių metodų rezultatas nesutampa, formuojamas rangų intervalas. Priimant sprendimą užtikrinti vertinimo rezultato tikrumą yra tikrinamas MCDM metodų stabilumas. Metodas laikomas stabilu, kai, nežymiai pakeitus sprendimo matricos elementus (ekspertų įverčius), mažai pasikeičia šiuo metodu gauti rezultatai. Darbuose [10, 11] buvo pasiūlytas MCDM metodų stabilumo vertinimo algoritmas. Ankstesnėse darbuose priimant sprendimą, buvo atsižvelgiama tik į stabiliausio metodo rezultatą. Kai kelių metodų stabilumo rezultatai vienodi [10, 11] darbuose buvo nustatoma alternatyvų Pareto aibė. Sprendžiant skirtingus uždavinius, buvo pastebėta, kad taikomų metodų skaičiavimo stabilumas dažniausiai yra panašus. Dėl to buvo pasiūlyta atsižvelgti į taikomų metodų stabilumą, skaičiuojant bendrą rezultatą. Pub-

likacijoje siūloma, priimant sprendimą, skaičiavimus atlikti keliais MCDM metodais, apjungiant jų rezultatus, priklausomai nuo metodo svarbumo sprendžiamam uždaviniui, į vieną dydį. Pasiūlyta metodika yra taikoma pateiktame publikacijos penkių alternatyvų vertinimo uždavinyje. Skaičiavimuose naudojami SAW, COPRAS, TOPSIS, MOORA, PROMETHEE metodai.

2 MCDM metodų rezultatų apjungimo metodika

Kelių MCDM metodų skaičiavimų rezultatai yra pateikti matricoje $\mu = (\mu_{i\zeta})$, $\mu_{i\zeta} = f_i^\zeta(r, \omega)$, čia $\zeta = 1, \dots, \nu$ yra MCDM metodo eilės numeris, ν – taikomų metodų skaičius. Alternatyvų $i = 1, \dots, n$ gerumas vertinamas pagal kriterijus $j = 1, \dots, m$, kurių reikšmės žymimos $r = (r_{ij})$, t. y. r_{ij} – i -ajos alternatyvos reikšmė j -am kriterijui. Kriterijų įtaka vertinimo rezultatui yra skirtinga, todėl nustatomas kriterijų svorių vektorius $\omega = (\omega_j)$, $j = 1, \dots, m$, kuris apibrėžia kriterijų svarbumą.

MCDM metodo svarbumas, svoris, žymimas Ω_ζ . Atskiro metodo stabilumo rezultatas žymimas s_ζ ir išreiškiamas procentais. Metodų svoriai yra normalizuojami: $\Omega_\zeta = \frac{s_\zeta}{\sum_{\zeta=1}^{\nu} s_\zeta}$, $\sum_{\zeta=1}^{\nu} \Omega_\zeta = 1$. Nustatoma geriausia alternatyva: $i_{opt}(\mu) = \arg \max \sum_{\zeta=1}^{\nu} \Omega_\zeta \cdot \mu_{i\zeta}$. Norint apjungti skirtingų metodų rezultatus į vieną dydį, prieš tai būtina atlikti gautų rezultatų normalizaciją. Yra žinomi tiesinės, klasikinės, vektorinės, logaritminės ir kiti normalizacijų būdai. Skirtingai nuo kitų metodų PROMETHEE gaunami rezultatai būna tiek teigiami, tiek neigiami skaičiai. Norint PROMETHEE metodo ir kitų MCDM rezultatus pertvarkyti į vienodą skalę, PROMETHEE rezultatų reikšmes reikia transformuoti į teigiamas reikšmes. Neigiamų reikšmių sutvarkymui ir kitų metodų rezultatų skalių suvienodinimui tinka Wietendorfo [12, 13] tiesinė normalizacija, pertvarkant duomenis intervale $[0; 1]$: $x_{transform} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$, čia $x_{transform}$ – normalizuotas metodo rezultatas ir $x_{transform} \in [0; 1]$, x – pradinis gautas metodo rezultatas, x_{min} – mažiausia metodų rezultatų reikšmė, x_{max} – didžiausia metodų rezultatų reikšmė. Kitas būdas suvienodinti MCDM rezultatų duomenis, taikant klasikinę normalizaciją [3, 13]: $\tilde{\mu}_{i\zeta} = \frac{\mu_{i\zeta}}{\sum_{i=1}^n \mu_{i\zeta}}$, $\mu_{i\zeta} > 0$.

Taikant klasikinės normalizacijos formulę metodų rezultatų suvienodinimui, prieš tai PROMETHEE metodo rezultatai turi būti transformuojami į teigiamus skaičius. Transformuota vertinimo rezultato reikšmė žymima \tilde{F}_i , $i = 1, \dots, n$. Metodu gauti rezultatai F_i buvo surikiuoti didėjimo tvarka, t. y. nuo mažiausio iki didžiausio. Transformuojamas mažiausias metodo rezultatas $\tilde{F}_1 = 1$. Kitos transformuotos reikšmės skaičiuojamos taip [10]: $\tilde{F}_{i+1} = \tilde{F}_i + F_{i+1} - F_i$, $i = 1, \dots, n - 1$. Skaičiavimai atliekami tokiais MCDM metodais:

SAW (*angl. Simple Additive Weighting*) metodas [7, 9, 10]: $f_i^{SAW} = \sum_{j=1}^m \omega_j \tilde{r}_{ij}$, $\tilde{r}_{ij} = \frac{r_{ij}}{\sum_{i=1}^n r_{ij}}$. Maksimizuojamos/minimizuojamos reikšmės atitinkamai skaičiuojamos pagal tokias formules: $\bar{r}_{ij} = \frac{r_{ij}}{\max r_{ij}}$; $\bar{r}_{ij} = \frac{\min r_{ij}}{r_{ij}}$.

TOPSIS (*angl. Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*) metodas [4, 9, 10]: $f_i^{TOPSIS} = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^m (\omega_j (\tilde{r}_{ij} - \tilde{r}_{ij}^-))^2}}{\sqrt{\sum_{j=1}^m (\omega_j (\tilde{r}_{ij} - \tilde{r}_{ij}^+))^2} + \sqrt{\sum_{j=1}^m (\omega_j (\tilde{r}_{ij} - \tilde{r}_{ij}^-))^2}}$, \tilde{r}_{ij}^- , (\tilde{r}_{ij}^+) – j -jo kriterijaus normalizuota blogiausia (geriausia) reikšmė i -ajai alternatyvai. Metodas naudoja vektorinę duomenų normalizaciją: $\tilde{r}_{ij} = \frac{r_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n r_{ij}^2}}$.

MOORA (angl. *Multi-Objective Optimization on the basis of Ratio Analysis*) metodas [2, 9, 10]: $f_i^{\text{MOORA}} = \sum_{j=1}^u \tilde{r}_{ij} - \sum_{j=u+1}^m \tilde{r}_{ij}$, čia u – maksimizuojamų kriterijų skaičius, \tilde{r}_{ij} reikšmei taikoma vektorinė normalizacija.

PROMETHEE (angl. *Preference Ranking Organisation Method for Enrichment Evaluation*) metodas: $f_i^{\text{PROMETHEE}} = F_i = \arg \max(F_i^+ - F_i^-) = \sum_{g=1}^n \pi(A_i, A_g) - \sum_{g=1}^n \pi(A_g, A_i) = \sum_{g=1}^n \sum_{j=1}^m \omega_j p_h(d_j(A_i, A_g)) - \sum_{g=1}^n \sum_{j=1}^m \omega_j p_h(d_j(A_g, A_i))$, $i = 1, 2, \dots, n$; $\sum_j \omega_j = 1$; $d_j(A_i, A_g) = r_{ij} - r_{gj}$ alternatyvų A_i ir A_g j -ojo kriterijaus R_j reikšmių r_{ij} ir r_{gj} skirtumas; $p_h(d) = p_h(d_j(A_i, A_g))$ yra h -osios prioritetų funkcijos reikšmė pasirinktam j -am kriterijui. Darbe naudojama *V pavidalo* kriterijaus prioritetų funkcija [1, 9, 10].

3 MCDM stabilumo nustatymo algoritmas

Bet koks matematinis modelis arba metodas gali būti taikomas praktikoje, jeigu jis yra stabilus taikomų parametrų atžvilgiu [10, 8]. MCDM stabilumas nustatomas, taikant statistinio imitavimo metodą, naudojant atsitiktinių skaičių seką iš tam tikro pasiskirstymo. Tikrinant daugiakriterių metodų stabilumą, nežymiai keičiami pirminės sprendimo matricos, t. y. ekspertų vertinimų r_{ij} ir svorių w_j duomenys, fiksuojant pirminių duomenų geriausios alternatyvos pasikartojimo dažnį [10, 11]. Skaičiuojamas stabilumo procentas (indeksas), fiksuojantis kaip dažnai pasikartoja pirmoji geriausia alternatyva, keičiant pirminius duomenis. Metodas turi didesnę svarbumą uždavinio rezultatui, kai stabilumo indeksas yra didesnis. Nežinant MCDM metodų parametrų pasiskirstymo, taikomas tolygusis pasiskirstymas, generuojant atsitiktines \bar{x}_ζ reikšmes iš $[\underline{X}, \bar{X}]$ intervalo: $\bar{x}_\zeta = \underline{X} + \tilde{q}_\zeta \cdot (\bar{X} - \underline{X})$, čia $\tilde{q}_\zeta \in [0, 1]$ intervalui. Generuojamos alternatyvų įverčių ir kriterijų svorių atsitiktinės reikšmės, nežymiai (t. y. 10%) keičiant pirminius duomenis r_{ij} ir w_j , kai $\tilde{q}_\zeta \in [0, 1]$: $newr_{ij} = \min r_{ij} + \tilde{q}_\zeta \cdot (\max r_{ij} - \min r_{ij})$, $neww_j = \min w_j + \tilde{q}_\zeta \cdot (\max w_j - \min w_j)$. Alternatyvų įverčių r_{ij} kitimo ribos $[\min r_{ij}, \max r_{ij}]$ nustatomos taip: $\max r_{ij} = r_{ij} + 0,1 \cdot r_{ij}$, $\min r_{ij} = r_{ij} - 0,1 \cdot r_{ij}$. Atitinkamai kriterijų svorių w_j kitimo ribos $[\min w_j, \max w_j]$ yra lygios: $\max w_j = w_j + 0,1 \cdot w_j$, $\min w_j = w_j - 0,1 \cdot w_j$.

4 MCDM metodų rezultatų apjungimo metodikos eksperimentinis taikymas

Norint pavaizduoti publikacijoje aprašytos metodikos pritaikymą, buvo parinktas pavyzdys, kuriame alternatyvų įverčiai nežymiai skiriasi tarpusavyje. Ekspertai vertino dėstomų kursų kokybę pagal šešis kriterijus. Kriterijų aprašymai, svorių ir kursų įverčiai pateikti 1 lentelėje. Kursų, t. y. alternatyvų įverčių vidurkis išsidėsto [9, 03; 9, 34] intervale.

Naudojant pradinius duomenimis (1 lentelės), buvo atliktas skaičiavimas SAW, TOPSIS, MOORA ir PROMETHEE metodais. Galutiniai skaitiniai ir ranguoti rezultatai yra pateikti 2 lentelėje. Kaip matyti iš šios lentelės, metodų rezultatai tarpusavyje skiriasi. Dėl to vienareikšmiškai nustatyti geriausio kurso iš gautų rezultatų neįmanoma.

Patikrinsime, koks metodas turėjo aukštesnį stabilumą vertinant kursus. Pagal aukščiau aprašytą algoritimą, buvo nustatytas metodų stabilumas: SAW – 30,7%,

1 lentelė. Kurso pradiniai įverčiai.

ω	Kr. Nr.	1 alt.	2 alt.	3 alt.	4 alt.	5 alt.
0,27	1 – aiškiai parašyta paskaitų medžiaga	9,00	9,00	10,00	8,75	9,20
0,11	2 – studijų organizavimas	9,00	9,50	8,00	10,00	7,75
0,33	3 – dėstytojo profesionalumas	9,75	9,40	9,25	9,75	10,00
0,17	4 – medžiagos aktualumas ir praktinė nauda	9,25	8,75	9,00	7,00	8,75
0,05	5 – medžiagos pateikimų priemonių įvairumas	9,25	10,00	9,50	10,00	9,50
0,07	6 – žinių patikrinimo uždaviniai	9,25	9,40	9,60	9,75	9,00
	Įverčių vidurkis	9,25	9,34	9,27	9,21	9,03
	Rangai	3	1	2	4	5

2 lentelė. MCDM rezultatai.

Metodas	1 alt.	2 alt.	3 alt.	4 alt.	5 alt.					
SAW	0,2022	1	0,2001	3	0,2020	2	0,1958	5	0,1999	4
TOPSIS	0,6029	1	0,5272	4	0,6004	2	0,3640	5	0,5413	3
MOORA	4,2080	2	4,1196	4	4,2103	4	3,9963	5	4,1316	3
PROMETHEE	0,2127	2	-0,3252	5	0,0889	3	-0,2309	4	0,2544	1

3 lentelė. Normalizuoti MCDM rezultatai intervale [0; 1].

Metodai	1 alt.	2 alt.	3 alt.	4 alt.	5 alt.
SAW	1	0,66563	0,9609	0	0,6375
TOPSIS	1	0,68297	0,9895	0	0,7424
MOORA	0,98925	0,57617	1	0	0,6322
PROMETHEE	0,92816	0	0,7145	0,1626	1

TOPSIS – 30,9%, MOORA – 29,3%, PROMETHEE – 26,8%. Visų metodų stabilumas yra mažas dėl pradinių duomenų panašumo. Netgi maži pradinių duomenų svyravimai keitė geriausios alternatyvos rangavimą. Taikomų metodų svoriai yra: $\Omega_{SAW} = 0,2608$, $\Omega_{TOPSIS} = 0,2625$, $\Omega_{MOORA} = 0,249$, $\Omega_{PROMETHEE} = 0,2277$. Metodų svoriai mažai skiriasi tarpusavyje, stabiliausias – TOPSIS metodas. Norint sujungti visų metodų rezultatus, reikia suvienodinti jų įverčius. Todėl normalizuojami MCDM rezultatai intervale nuo [0; 1] (3 lentelė). Wietendorfo [12] tiesinė normalizacija tinka skirtingų skalių rezultatams, taip pat ir PROMETHEE metodo neigiamoms reikšmėms.

Metodų normalizuoti įverčiai yra sumojami, atsižvelgiant į jų svorius. Skaitiniai ir suranguoti rezultatai yra pateikti 4 lentelėje. Palyginus gautus suranguotus rezultatus su 1 lentelės duomenimis, matyti, kad rezultatai pasikeitė. Įtaką gautam rezultatui turėjo kriterijų svoriai. Lyginant su visų metodų gautais suranguotais rezul-

4 lentelė. MCDM metodų rezultatų apjungimas po tiesinės normalizacijos.

Metodai	1 alt.	2 alt.	3 alt.	4 alt.	5 alt.
SAW	0,2608	0,1736	0,2506	0	0,1663
TOPSIS	0,2625	0,1793	0,2597	0	0,1949
MOORA	0,2463	0,1435	0,249	0	0,1574
PROMETHEE	0,2113	0	0,1627	0,037	0,2277
Suma	0,9810	0,4963	0,922	0,037	0,7463
Rangai	1	4	2	5	3

5 lentelė. Pertvarkyti MCDM rezultatai, naudojant klasikinę normalizaciją.

Metodai	1 alt.	2 alt.	3 alt.	4 alt.	5 alt.
SAW	0,2022	0,2001	0,2020	0,1958	0,1999
TOPSIS	0,2287	0,2000	0,2278	0,1381	0,2054
MOORA	0,2036	0,1993	0,2037	0,1934	0,1999
PROMETHEE	0,2321	0,1509	0,2134	0,1652	0,2384

6 lentelė. MCDM metodų rezultatų apjungimas po klasikinės normalizacijos.

Metodai	1 alt.	2 alt.	3 alt.	4 alt.	5 alt.
SAW	0,0527	0,0522	0,0527	0,0511	0,0521
TOPSIS	0,0600	0,0525	0,0598	0,0362	0,0539
MOORA	0,0507	0,0496	0,0507	0,0482	0,0498
PROMETHEE	0,0529	0,0344	0,0486	0,0376	0,0543
Suma	0,2163	0,1887	0,2118	0,1731	0,2101
Rangai	1	4	2	5	3

tatais, MCDM apjungtas rezultatas sutapo su TOPSIS metodo nustatytu rezultatu. Iš lentelės matyti, kad Wietendorfo tiesinė normalizacija turi trūkumą, t. y. nuliniai alternatyvų įverčiai. Metodo svoris neturi įtakos blogiausiai įvertintai alternatyvai, kadangi jos rezultatas normalizuojamas į nulinę reikšmę.

Kai dviejų blogiausiai įvertintų alternatyvų metodų rezultatai mažai skiriasi tarpusavyje, naudojant kitą normalizaciją, rezultatas gali pasikeisti. Geriausiai alternatyvai nustatyti nekyla tokios problemos. Kitas skaičiavimo būdas – suvienodinti reikšmes, naudojant klasikinę normalizaciją. Prieš tai PROMETHEE metodo rezultatai transformuojami į teigiamus skaičius. Transformuoti teigiami PROMETHEE metodo rezultatai yra: 1,5379; 1; 1,4141; 1,0943; 1,5795. Pertvarkyti metodų įverčiai, taikant klasikinę normalizaciją, pateikti 5 lentelėje. MCDM metodų apjungti rezultatai pateikti 6 lentelėje..

Iš 5 lentelės matyti, kad kiekvienos alternatyvos įverčių suma lygi 1, todėl palengvina jų palyginimą. Lyginant 4 ir 6 lentelių suranguotus rezultatus, galima pastebėti, kad panaudoti tiesinės ir klasikinės MCDM rezultatų normalizavimo būdai vienodai nustatė visas alternatyvas.

5 Išvados

Pasiūlytas straipsnyje metodų rezultatų apjungimas pagal jų nustatytą svarbumą parodė savo galimybes MCDM vertinimui. Metodų rezultatai apjungiami tada, kai gauti jų įvertinimo rezultatai tarpusavyje skiriasi. Pastebėta, kad neigiami metodų rezultatai reikalauja papildomo duomenų transformavimo. Tiesinė normalizacija tinka visiems MCDM metodų rezultatams, tačiau gali netiksliai nustatyti blogiausių alternatyvą, kadangi metodo svoris neturi įtakos nuliniam įverčiui. Lyginant pirminių įverčių vidurkių reikšmes su gautais MCDM metodų rezultatais, rangavimo rezultatas pasikeitė dėl kriterijų svorių įtakos. Apjungtas MCDM metodų suranguotas rezultatas sutapo su TOPSIS metodo rezultatu, kadangi šis metodas turėjo didesnę svorį, t. y. svarbumą sprendžiamame uždavinyje. Lyginant alternatyvų rangavimo rezultatus, pritaikius tiesinę ir klasikinę normalizaciją, jie sutapo.

Literatūra

- [1] J.P. Brans and B. Mareschal. The PROMETHEE-VI procedure. How to differentiate hard from soft multicriteria problems. *J. Dec. Syst.*, **4**:213–223, 1996.
- [2] W.K.M. Brauers and E.K. Zavadskas. The MOORA method and its application to privatization in a transition economy. *Contr. Cybern.*, **35**(2):445–469, 2006.
- [3] R. Ginevičius ir V. Podvezko. Daugiakriterinio vertinimo taikymo galimybės kiekybiniam socialinių reiškinių vertinimui. *Verslas: teorija ir praktika*, **9**(2):81–87, 2008.
- [4] L.C. Hwang and K. Yoon. *Multi Attribute Decision-Making, A Methods and Applications*. In *Lect. Ser. Econ. Math. Syst.*, Springer-Verlag, Berlin, 1981.
- [5] A. Kaklauskas. *Biometric and Intelligent Decision Making Support*. Springer International Publishing, 2015.
- [6] J. Kurilov, I. Vinogradova and S. Kubilinskienė. New MCEQLS fuzzy AHP methodology for evaluating learning repositories: a tool for technological development of economy. *Techn. Econ. Devel. Econ.*, **22**(1):142–155, 2016.
- [7] K.R. MacCrimmon. *Decision Making among Multiple Attribute Alternatives: A Survey and Consolidated Approach*. RAND Memorandum, RM-4823-APRA, 1968.
- [8] V. Podvezko. Neapibrėžtumo įtaka daugiakriteriniams vertinimams. *Verslas: teorija ir praktika*, **7**(2):81–88, 2006.
- [9] I. Vinogradova. Kursų vertinimo optimizavimas taikant daugiakriterius MCDM metodus. *XIX tarpuniversitetinė magistrantų ir doktorantų konferencija „Informacinė visuomenė ir universitetinės studijos“ (IVUS 2014) medžiaga*, pp. 234–238, 2014.
- [10] I. Vinogradova. *Nuotolinių kursų pasirinkimo optimizavimas*. Daktaro disertacija, 2015.
- [11] I. Vinogradova and R. Kliukas. Methodology for evaluating the quality of distance learning courses in consecutive stages. *Proc. Soc. Behav. Sci.*, **191**:1583–1589, 2015.
- [12] D. Weitendorf. *Beitrag zur Optimierung der räumlichen Struktur eines Gebäudes*. Dissertation A, Hochschule für Architektur und Bauwesen, Weimar, 1976.
- [13] E.K. Zavadskas and Z. Turskis. A new logarithmic normalization method in games theory. *Informatika*, **19**(2):303–314, 2008.

Literatūra

SUMMARY

Integration of the several MCDM results according to methods importance

I. Vinogradova

Multiple criteria decision making methods (MCDM) are widely used in different areas. In theory the best or the most suitable method isn't defined, so in order to ensure the correct decision, often several MCDM are used. In the case MCDM results of the methods are different, the solution is ambiguous. In this publication, to make decision based on several MCDM, it is proposed to combine all used methods results in a single value, according to importance of the methods in the solvable task. The method, which is more stable to small changes of the data, has a higher importance (weight) for integrated result. The results of different methods are not comparable with each other, for this reason it is necessary to normalize the obtained data, to unify their scale.

Keywords: MCDM, integration of results, importance, weights, stability.