

VLADIMIR MILISAVLJEVIĆ
ALBERTO MARTINETTI
ALEKSANDAR CVJETIĆ

Metoda rozwiązywania problemów związanych z doбором maszyn górniczych na podstawie teorii szarych systemów

Wybór maszyn górniczych to złożony problem, wymagający rozważenia wielu różnych parametrów. Jednym z najważniejszych zadań w przemyśle górniczym jest wybór najlepszych spośród kilkunastu dostępnych maszyn, które często opisywane są zarówno za pomocą zmiennych numerycznych, jak i zmiennych lingwistycznych.

Zmienne numeryczne zwykle są związane z charakterystyką techniczną maszyn, która w większości przypadków jest dostępna w szczegółach. Z drugiej strony niektóre równie ważne parametry, takie jak cena, niezawodność, serwis i części zamienne, koszty operacyjne itd. z wielu przyczyn nie są dostępne na wymaganym poziomie, stąd należy je uważać za informacje niepewne. Dlatego też informacje te opisywane są za pomocą zmiennych lingwistycznych.

Niniejszy artykuł przedstawia badania mające na celu przewyższenie tego problemu z wykorzystaniem teorii szarych systemów do wyboru odpowiednich maszyn górniczych. Teoria szarych systemów to dobrze znana metoda stosowana w przypadku problemów wyboru wielokryterialnego, gdzie część informacji jest znana, a część pozostaje nieznaną.

Słowa kluczowe: wybór maszyn, teoria szarych systemów, wielokryterialny, informacje niepewne, przemysł wydobywczy

1. WPROWADZENIE

Wybór maszyn górniczych to wielokryterialny problem związany z podejmowaniem ważnych decyzji dla efektywnego systemu produkcji. Najczęściej spotykane podejście w tej kwestii to rozważenie kilkunastu możliwości, które należy ocenić według różnych kryteriów. W przypadku oceny maszyn górniczych należy uwzględnić współczynniki. Celem tego zadania jest uzyskanie najlepszej możliwej alternatywy dla określonych ograniczeń.

Najczęściej spotykanym ostatnio podejściem jest stosowanie metod optymalizacyjnych, takich jak analityczny proces hierarchiczny (AHP), analityczny proces sieciowy (ANP) i metoda Promethee) [1–5]. W niektórych pracach sugeruje się również stosowanie zbiorów rozmytych [6–7] lub bardziej ogólne podejście do wyboru maszyn [8].

Trudności występują, kiedy kryteria wyboru maszyn są znane całkowicie i częściowo, czyli kiedy nie-

które kryteria można opisać tylko za pomocą zmiennych lingwistycznych. Metodologia wyboru maszyn górniczych przedstawiona w niniejszej pracy obejmuje zarówno zmienne numeryczne, jak i lingwistyczne na podstawie teorii szarych systemów.

2. METODOLOGIA

Decydenci w przemyśle górniczym zwykle działają na podstawie informacji na jakimś poziomie dokładności. Wybór maszyn oparty na ich charakterystyce technicznej stanowi najłatwiejszy problem, jako że wszystkie zmienne określane są wartościami numerycznymi. W konwencjonalnych wielokryterialnych metodach wyboru oceny kryteriów i ich wagi są dokładnie znane [9–11]. W takim przypadku zmienne można łatwo przekształcać, porównywać, normalizować czy oceniać. Jednak porównanie niektórych alternatyw i ich kryteriów można przeprowadzić tylko

za pomocą zmiennych lingwistycznych. Na przykład maszyny od różnych producentów można porównać w sposób dokładny tylko wtedy, gdy pracują w tych samych warunkach, na tym samym materiale skalnym, przy przestrzeganiu takiej samej polityki w kwestii konserwacji itd., co należy do rzadkości. Dlatego też fachowcy w branży górniczej zwykle dyskutują, która maszyna jest „lepsza” lub „gorsza”.

Dodatkowo polityka firm górniczych w zakresie poufności przyczynia się do jeszcze mniejszej dokładności informacji. Niemniej jednak, nawet przy mniejszej dokładności można wygenerować pewne informacje, takie jak to, że jakiś dostawca jest bardziej „sprawny” w kwestii serwisu posprzedażowego (dostawa części zamiennych), czy to, że niektóre maszyny odznaczają się mniejszą niezawodnością w warunkach eksploatacji skał trudnourabialnych. W tym przypadku ocena pewnych kryteriów wiąże się ze stosowaniem zmiennych lingwistycznych.

Mając na uwadze fakt, że wybór maszyn najczęściej opiera się częściowo na informacjach dobrze znanych, a częściowo na informacjach o obniżonej dokładności, opracowano metodę z wykorzystaniem teorii szarych systemów. Teoria szarych systemów to jedna z metod wykorzystywanych do badania problemów niepewności oparta na danych dyskretnych i niekompletnych informacjach. W teorii tej, jeżeli informacja o systemie jest w pełni znana, system nazywa się białym systemem, jeśli natomiast informacja jest całkowicie nieznaną, system ten nazywa się czarnym. W sytuacji gdy informacje są częściowo znane, system nazywany jest szarym. Definicje, operacje na szarych liczbach i procedury zostały szczegółowo opisane i są dobrze znane [12], zaś system ten używany jest w podobnych badaniach, takich jak [13, 14].

Główną koncepcją systemu szarych układów jest zmniejszenie niepewności na podstawie dostępnych informacji, jak pokazano na rysunku 1, w celu umożliwienia bardziej wiarygodnej oceny możliwości.

Procedura określania oceny dostępnych możliwości obejmuje kilkanaście kroków (zgodnie z powszechną nomenklaturą szarych systemów):

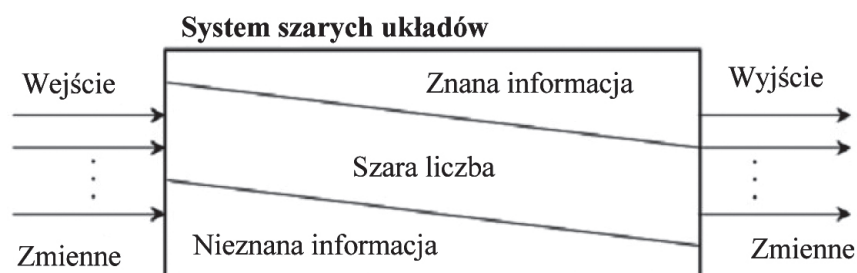
- przydział wag (tab. 1) i ocen (tab. 2) do każdego z kryteriów przez panel ekspertów i obliczenie ich średniej wartości,
- ustanowienie szarej macierzy decyzyjnej (D),
- normalizacja szarej macierzy decyzyjnej (D*) w celu porównania różnych miar oceny,
- ustanowienie ważonej znormalizowanej szarej macierzy decyzyjnej (V) do wskazania sąsiednich ocen pomiędzy seriami porównawczymi,
- komponowanie idealnej alternatywy,
- wyliczenie prawdopodobnego stopnia szarości pomiędzy wszystkimi możliwościami a alternatywą idealną,
- ocena dostępnych opcji zgodnie z prawdopodobnym stopniem szarości.

Tabela 1
Skala wag kryteriów

Bardzo niska	0	0,1
Niska	0,1	0,3
Średnio niska	0,3	0,4
Średnia	0,4	0,5
Średnio wysoka	0,5	0,6
Wysoka	0,6	0,9
Bardzo wysoka	0,9	1

Tabela 2
Skala ocen kryteriów

Bardzo słaba	0	1
Słaba	1	3
Średnio słaba	3	4
Umiarkowana	4	5
Średnio dobra	5	6
Dobra	6	9
Bardzo dobra	9	10



Rys. 1. Koncepcja układów szarego systemu

Mając powyższe na względzie, proponuje się inne podejście jako pierwszy krok procedury dla przypadków, kiedy opcje opisane są za pomocą białych i szarych wartości. Panel ekspertów nie powinien być włączany do oceny białych kryteriów. Oceny dla białych kryteriów należy przydzielać zgodnie ze skalą podaną w tabeli 2 i uwzględniając lokalizację konkretnej wartości w zakresie alternatyw (maksymalna i minimalna) – oceny bezpośrednie.

W ten sposób subiektywny osąd zostaje ograniczony, jako że dostępne są kompletne informacje na temat określonego kryterium. Należy jednak zauważyć, że panel ekspertów jest zaangażowany w przydzielanie wag dla wszystkich kryteriów, niezależnie od tego czy są one białe czy szare.

Poniżej podano przykład opisanej procedury jako stadium przypadku dla oceny ładowarek łyżkowych (LHD).

3. STUDIUM PRZYPADKU – PRZYKŁAD

W niniejszym przykładzie rozważamy ładowarki łyżkowe, których główną charakterystykę, wykorzystywaną do oceny, podano w tabeli 3. Ten sam problem rozważany jest w jednym z poprzednich badań [15].

Aby ocenić działanie tych maszyn, ich charakterystykę techniczną dzieli się na cztery kryteria (od A1 do A4), jak przedstawiono w tabeli 4. Kryteria te będą uważane za białe kryteria, a ich ocena będzie dokonywana na podstawie wzajemnego porównania, a nie panelu ekspertów.

Oprócz tego do oceny ładowarek łyżkowych będą użyte trzy szare kryteria (A5, A6 i A7), które również zostały wyjaśnione w tabeli 4. Oceny tych kryteriów oraz ich wagi dla wszystkich siedmiu kryteriów będą ustalane przez panel ekspertów.

Tabela 3

Ładowarki podziemne i ich charakterystyka

Maszyna	Pojemność łyżki [m ³]	Moc silnika [kW]	Ładunek użyteczny [kg]	Masa maszyny [t]	Cykl ładowania [s]	Maks. prędkość [km/h]	Promień skrętu zewnętrzny [mm]	Promień skrętu wewnętrzny [mm]	Szer. łyżki [mm]
Atlas Copco ST 3.5	3,4	136	6000	17,10	12,6	21,0	5446	2620	1956
Sandvik Tamrock Toro 006	3,0	142	6700	17,20	12,9	26,0	5600	3030	2100
GHH Fahrzeuge LF/6	3,0	136	6000	19,50	12,5	23,0	6022	3247	2040
Caterpillar R1300	3,4	123	6800	20,95	9,3	24,0	5741	2825	2400
Wuhan KHD-3	3,0	112	6500	17,20	13,5	23,0	6060	3274	2110

Tabela 4

Kryteria oceny ładowarek

Kryterium	Rodzaj	Opis
Transport bliski materiałów (A1)	zysk	To kryterium łączy objętość łyżki i możliwości ładowarki w zakresie ładunku użytecznego. W tym przypadku są one połączone w jedno kryterium przez pomnożenie ich cech charakterystycznych
Stosunek mocy do masy (A2)	zysk	Jest to popularny parametr uzyskiwany przez podzielenie mocy silnika [kW] przez masę maszyny [t]
Szybkość maszyny (A3)	zysk	To kryterium uzyskiwane jest przez podzielenie maksymalnej prędkości maszyny ([km/h] – większy jest lepszy) przez cykl ładowania ([s] – mniejszy jest lepszy), stanowi on parametr umożliwiający ocenę szybkości maszyny w osiągnięciu dużego wydobywania
Zwrotność (A4)	strata	To kryterium uzyskiwane jest przez zsumowanie wewnętrznego i zewnętrznego promienia skrętu z szerokością łyżki. Mniejsza wartość jest lepsza, ponieważ maszyna może skręcać na węższych drogach
Koszt nabycia (A5)	strata	Jest to cena maszyny, a zatem jest to kryterium straty – im mniejsza, tym lepsza
Serwis i dostępność części zapasowych (A6)	zysk	To kryterium jest przewidziane do oceny obecności producenta na rynku pod względem wiedzy specjalistycznej personelu, jakości warsztatów, magazynów itd.
Niezawodność maszyny (A7)	zysk	To kryterium wykorzystywane jest do oceny zdolności operacyjnej maszyny, tj. oceny wydajności maszyny w trakcie rzeczywistej eksploatacji

W pierwszym kroku grupa pięciu ekspertów przydzieliła wagi do każdego kryterium, co wyszczególniono w tabeli 1, podkreślając w ten sposób znaczenie określonego kryterium. Oceny te używane są do obliczenia zakresu wag (min. i maks.) dla każdego kryterium (tab. 5). Następnie ten sam panel ekspertów przydzielił oceny kryterium zgodnie z tabelą 2 dla kryteriów A5, A6 i A7. Oceny dla pierwszych czterech kryteriów (A1–A4) przydzielane są w procesie „oceny bezpośredniej”, co oznacza, że są one ustalane przez porównanie kryteriów pomiędzy sobą, eliminując w ten sposób subiektywność. Z tego względu każda ocena dla pierwszych czterech kryteriów jest liczbą całkowitą, natomiast oceny dla pozostałych trzech kryteriów są wyliczane jako wartość średnia (tabela 6, szara macierz decyzyjna – D). Znormalizowa-

wana szara macierz decyzyjna podana jest w tabeli 7 – jest ona ustalana przez uwzględnienie, że kryteria 4 i 5 są kryteriami straty (mniejszy jest lepszy), podczas gdy wszystkie inne kryteria to kryteria zysku (większy jest lepszy).

Pomnożenie wag kryteriów (tab. 5) i znormalizowanej szarej macierzy decyzyjnej (tab. 7) daje ważoną znormalizowaną szarą macierz decyzyjną (V), która podana jest w tabeli 8. Wartości tej macierzy używane są do porównywania idealnej alternatywy referencyjnej, która przedstawiona jest w tabeli 9.

Na końcu wylicza się stopień możliwej szarości dla każdego kryterium w stosunku do idealnej alternatywy referencyjnej. Stopnie możliwej szarości podane są w tabeli 10. Średnie wartości stopni możliwej szarości podane są w ostatniej kolumnie tabeli 10.

Tabela 5
Wagi kryteriów

	E1	E2	E3	E4	E5	min	max
A1	średni	średni	średni	średni	średni	0,42	0,52
A2	średni	średni	wysoki	średni	średni	0,50	0,64
A3	wysoki	średni	średnio	bardzo wysoki	średni	0,60	0,74
A4	średni	średnio niski	średni	średni	średni	0,38	0,48
A5	średni	wysoki	wysoki	średni	średni	0,54	0,72
A6	wysoki	średni	bardzo wysoki	średni	wysoki	0,58	0,76
A7	bardzo wysoki	bardzo wysoki	średni	średni	wysoki	0,66	0,80

Tabela 6
Szara macierz decyzyjna (D)

	A1		A2		A3		A4		A5		A6		A7	
M1	6,0	9,0	6,0	9,0	4,0	5,0	4,0	5,0	5,4	7,2	5,4	7,2	5,6	7,8
M2	6,0	9,0	6,0	9,0	5,0	6,0	5,0	6,0	5,8	8,4	5,0	6,4	5,4	7,2
M3	5,0	6,0	5,0	6,0	4,0	5,0	6,0	9,0	5,6	7,8	4,8	5,8	5,4	7,2
M4	9,0	10,0	4,0	5,0	6,0	9,0	5,0	6,0	7,2	9,4	6,4	8,6	5,8	8,4
M5	5,0	6,0	5,0	6,0	4,0	5,0	6,0	9,0	4,0	5,0	4,4	5,8	3,6	4,6

Tabela 7
Znormalizowana szara macierz decyzyjna (D*)

	A1		A2		A3		A4		A5		A6		A7	
M1	0,600	0,900	0,667	1,000	0,444	0,556	0,800	1,000	0,556	0,741	0,628	0,837	0,667	0,929
M2	0,600	0,900	0,667	1,000	0,556	0,667	0,667	0,800	0,476	0,690	0,581	0,744	0,643	0,857
M3	0,500	0,600	0,556	0,667	0,444	0,556	0,444	0,667	0,513	0,714	0,558	0,674	0,643	0,857
M4	0,900	1,000	0,444	0,556	0,667	1,000	0,667	0,800	0,426	0,556	0,744	1,000	0,690	1,000
M5	0,500	0,600	0,556	0,667	0,444	0,556	0,444	0,667	0,800	1,000	0,512	0,674	0,429	0,548

Tabela 8
Ważona znormalizowana szara macierz decyzyjna (V)

	A1		A2		A3		A4		A5		A6		A7	
M1	0,252	0,468	0,333	0,640	0,267	0,411	0,304	0,480	0,300	0,533	0,364	0,636	0,440	0,743
M2	0,252	0,468	0,333	0,640	0,333	0,493	0,253	0,384	0,257	0,497	0,337	0,566	0,424	0,686
M3	0,210	0,312	0,278	0,427	0,267	0,411	0,169	0,320	0,277	0,514	0,324	0,513	0,424	0,686
M4	0,378	0,520	0,222	0,356	0,400	0,740	0,253	0,384	0,230	0,400	0,432	0,760	0,456	0,800
M5	0,210	0,312	0,278	0,427	0,267	0,411	0,169	0,320	0,432	0,720	0,297	0,513	0,283	0,438

Tabela 9
Idealna alternatywa referencyjna

A1		A2		A3		A4		A5		A6		A7	
0,378	0,520	0,333	0,640	0,400	0,740	0,304	0,480	0,432	0,720	0,432	0,760	0,456	0,800

Tabela 10
Możliwy stopień szarości

	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	Avg,
M1	0,749	0,500	0,977	0,500	0,806	0,660	0,557	0,678
M2	0,749	0,500	0,813	0,739	0,878	0,760	0,621	0,723
M3	1,000	0,795	0,977	0,951	0,843	0,844	0,621	0,862
M4	0,500	0,949	0,500	0,739	1,000	0,500	0,500	0,670
M5	1,000	0,795	0,977	0,951	0,500	0,852	1,000	0,868

Wartości używane są do oceny maszyn to:

$M4 < M1 < M2 < M3 < M5$.

Można zatem stwierdzić, że czwarta maszyna jest najlepsza spośród rozważanych pięciu ładowarek.

4. WNIOSKI

Teoria szarych systemów może być wykorzystywana do wyboru lub oceny jakości dowolnej liczby maszyn górniczych zgodnie z ich charakterystyką techniczną. Wprowadzenie proponowanej metody zmniejsza subiektywizm w procesie oferowania bardziej dokładnego wyboru najlepszego rozwiązania. Przedstawiona procedura wyboru maszyn górniczych zapewniła wyniki podobne do tych, które uzyskano w poprzednich badaniach, a zatem połączenie szarych i białych liczb do wyboru maszyn, jak przedstawiono w niniejszej pracy, jest uzasadnione i nadaje się do oceny dowolnej liczby innych dostępnych maszyn zgodnie z ich techniczną charakterystyką i szarymi kryteriami. Na-

stępnym krokiem badania będzie porównanie wyników szarej analizy z wynikami uzyskanymi przy użyciu innych metod podejmowania decyzji.

Podziękowania

Badania opisane w niniejszej pracy zostały przeprowadzone w trakcie opracowywania projektu rozwoju technicznego TR33025. Opracowanie finansowane przez Ministerstwo Nauki i Rozwoju Technicznego w Republice Serbii.

Autorzy składają również podziękowania Unii Europejskiej za umożliwienie pierwszej wymiany pomiędzy Uniwersytetem Twente a Wydziałem Górnictwa i Geologii Uniwersytetu w Belgradzie, w ramach przyznanego projektu ERASMUS+ 2016-2-NL01-KA107-034906.

Literatura

- [1] Dagdeviren M.: *Decision making in equipment selection: an integrated approach with AHP and PROMETHEE*, „Journal of Intelligent Manufacturing” 2008, 19: 397–406.

- [2] Lin Z.C., Yang, C.B.: *Evaluation of machine selection by the AHP method*, „Journal of Materials Processing Technology” 1996, 57: 253–258.
- [3] Paramasivam V., Senthil V., Rajam Ramasamy N.: *Decision making in equipment selection: an integrated approach with digraph and matrix approach, AHP and ANP*, „International Journal of Advanced Manufacturing Technology” 2011, 54: 1233–1244.
- [4] Bascetin A.: *A decision support system for optimal equipment selection in open pit mining: analytical hierarchy process*, „Istanbul Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi Yer Bilimleri Dergisi” 2003, 16, 2: 1–11.
- [5] Mohamadabadi H.S., Tichkowsky G., Kumar A.: *Development of a multi-criteria assessment model for ranking of renewable and non-renewable transportation fuel vehicles*, „Energy” 2009, 24, 1: 112–125.
- [6] Cebesoy T.: *Hydraulic Excavator Selection Using Improved Quality Comparison Method*, „Journal of Engineering Sciences (Mühendislik Bilimleri Dergisi)” 1999, 5, 1: 1001–1008.
- [7] Hadi-Vencheha A., Mohamadghasemi A.: *A new hybrid fuzzy multi-criteria decision-making model for solving the material handling equipment selection problem*, „International Journal of Computer Integrated Manufacturing” 2015, 28, 5: 534–550.
- [8] Basu A.S., Lineberry G.T.: *Selection of Mobile Equipment for Underground Coal Mining: An Expert System Approach*, „Mineral Resources Engineering” 1995, 4, 1: 71–88.
- [9] Delgado M., Verdegay J.L., Vila M.A.: *Linguistic decision-making models*, „International Journal of Intelligent Systems” 1992, 7: 479–492.
- [10] Hwang C.L., Yoon K.P.: *Multiple Attributes Decision Making: Methods and Applications*, Springer, Berlin – Heidelberg 1981.
- [11] Kaufmann A., Gupta M.M.: *Introduction to Fuzzy Arithmetic, Theory and Applications*, Van Nostrand Reinhold, New York 1991.
- [12] Liu S., Lin Y.: *Grey systems Theory and Applications*, Springer, Berlin – Heidelberg 2010.
- [13] Bhattacharyya R.: *A Grey Theory Based Multiple Attribute Approach for R&D Project Portfolio Selection*, „Fuzzy Information and Engineering” 2015, 7: 211–225.
- [14] Li G-D. et al.: *A grey-based decision-making approach to the supplier selection problem*, „Mathematical and Computer Modelling” 2007, 46: 573–581.
- [15] Milisavljević V., Medenica D., Čokorilo V., Ristović I.: *New Approach to Equipment Quality Evaluation Method with Distinct Function*, „Thermal Science” 2015, 20, 2: 743–752.

prof. VLADIMIR MILISAVLJEVIĆ
 Faculty of Mining and Geology
 University of Belgrade
 Đušina 7, 11000 Belgrade,
 Serbia
 vladimir.milisavljevic@rgf.bg.ac.rs

prof. ALBERTO MARTINETTI
 Faculty of Engineering Technology
 University of Twente
 PO BOX 217, 7500 AE Enschede,
 Netherlands
 a.martinetti@utwente.nl

prof. ALEKSANDAR CVJETIĆ
 Faculty of Mining and Geology
 University of Belgrade
 Đušina 7, 11000 Belgrade,
 Serbia
 aleksandar.cvjetic@rgf.bg.ac.rs