

# KONCEPCJA ANALIZY WYŁANIAJĄCYCH SIĘ TECHNOLOGII ZA POMOCĄ METODY DEA I ZBIORÓW PRZYBLIŻONYCH

Ewa CHODAKOWSKA

**Streszczenie:** W artykule zaprezentowano koncepcję analizy wyłaniających się technologii za pomocą metody DEA i zbiorów przybliżonych. Zaletą DEA, wśród matematycznych metod priorytetyzacji technologii, jest fakt, że bierze ona po uwagę wiele kryteriów, a dodatkowo nie wymaga znajomości a priori ich wag. Połączenie metody DEA z teorią zbiorów przybliżonych pozwala na uwzględnienie niepewnych i niespójnych ocen eksperckich, otrzymywanych szczególnie podczas oceny technologii wyłaniających się, co do których nie ma pełnych, wiarygodnych danych je charakteryzujących. Zaprezentowana koncepcja została zilustrowana przykładem.

**Słowa kluczowe:** Data Envelopment Analysis (DEA), zbiory przybliżone, efektywność technologii

## 1. Wprowadzenie

Data Envelopment Analysis (DEA) zaproponowana przez [1] jest tradycyjnie uważana za narzędzie pomiaru produktywności i efektywności działania różnorodnych jednostek gospodarczych i organizacji non-profit, których przykłady przytacza praca [2]. Obszar zastosowania metody jest jednak znacznie większy. Metoda DEA z powodzeniem stosowana jest również do oceny i rankingowania technologii. Podkreślaną zaletą DEA, wśród matematycznych metod priorytetyzacji technologii, jest fakt, że bierze ona po uwagę wiele kryteriów oceny, bez konieczności arbitralnego określania ich wag. Pozwala na analizę także w wypadku istnienia niepożądanych, a jednocześnie niemożliwych do całkowitego wyeliminowania, rezultatów. Dzięki czemu możliwa jest ocena technologii z uwzględnieniem potrzeby zrównoważonego rozwoju.

Metoda DEA w ocenie stosowanych technologii i ich oddziaływania na środowisko została wykorzystana m.in. w pracy [3]. W artykule zaprezentowano ocenę wybranych krajów europejskich w zakresie technologii wytwarzania energii z odnawialnych źródeł z uwzględnieniem poziomu emisji CO<sub>2</sub>, biorąc pod uwagę patenty dotyczące „zielonej” energii jako wskaźniki. Różne modele DEA zostały wykorzystane do zbadania oddziaływania na środowisko innowacji technologicznych w gałęziach japońskiego sektora przemysłowego w pracy [4]. Publikacja [5] zawiera ocenę potencjalnej efektywności różnych technologii utylizacji CO<sub>2</sub> (chemicznych, biologicznych i geologicznych) w Chinach. W pracy [6] autorzy zaproponowali i zastosowali elastyczny model DEA w celu selekcji optymalnych ekologicznie technologii oraz próbowali zidentyfikować efektywne ekologicznie technologie wzorcowe.

Szczególnym wyzwaniem jest ocena nowych technologii procesów lub produkcji, co do których nie ma pełnych, wiarygodnych danych je charakteryzujących, tylko na podstawie ocen eksperckich, co obarczone jest zawsze pewną dozą niepewności. Ryzyko wysokiej

niespójność macierzy ocen eksperckich dotyczy szczególnie oceny technologii wyłaniających się, w początkowych fazach cyklu ich życia. Biorąc pod uwagę projekty foresightu technologicznego, których wyniki niezależnie od horyzontu czasowego i złożoności, zawsze wiążą się z niepewnością [7], DEA została wykorzystana np. w pracy [8]. Za pomocą metody zostały przeanalizowane wyniki japońskiego i niemieckiego badania Delphi. Idea wykorzystania DEA w ustalaniu priorytetów w zakresie badań i rozwoju w kontekście foresightu technolog została opisana również w pracy [9]. W zadaniach oceny nowych technologii często proponowane są modele hybrydowe. Wyniki DEA są zestawiane lub łączone z wynikami metody hierarchii analitycznej (AHP) – popularnej metody ustalania priorytetów technologiom. Przykładem może być praca [10], w której zaprezentowano połączenie wyników metod DEA i AHP tworząc klastry zbliżonych pod względem niezbędnych zasobów wejściowych technologii.

W artykule przedstawiono koncepcję analizy wyłaniających się technologii, uwzględniając wątpliwości i niepewność ocen eksperckich za pomocą DEA i teorii zbiorów przybliżonych.

Zbiory przybliżone wraz ze zbiorami rozmytymi to podstawowe narzędzia teorii niepewności, opracowane w celu analizy niedokładnych, niejednoznacznych, empirycznych danych. Indywidualnie zbiory rozmyte zostały wykorzystane do ustalenia priorytetów technologii m.in. w [11]. Podejście hybrydowe łączące rozmytą metodę Delphi, AHP z analizą patentów w celu zidentyfikowania podstawowych pól badawczo-rozwojowych dla nowych technologii zaproponowano w [12]. Selekcja technologii za pomocą rozmytej wielokryterialnej metody podejmowania decyzji opisana została w pracy [13]. Zbiory rozmyte w połączeniu z metodą DEA zyskały dużą popularność bardzo w wielu różnych dziedzinach analizy. W przypadku oceny technologii, rozmyta AHP i DEA została zastosowana w modelu dwustopniowym przy priorytetyzacji technologii energetycznych [14]. Zbiory przybliżone wraz z DEA są mniej popularne i znacznie rzadziej stosowane. Narzędzia te omówiono między innymi w następujących pracach i obszarach: [15] – prognozowanie niepowodzeń biznesowych; [16] – wydajność łańcucha dostaw; [17] – japoński sektor bankowy.

Celem artykułu jest przedstawienie możliwości zastosowania kombinacji DEA i teorii zbiorów przybliżonych w analizie technologii. Właściwe zarządzanie technologiami jest warunkiem koniecznym do utrzymania lub kreowania nowych źródeł przewagi konkurencyjnej. Priorytetyzacja technologii może pomóc przedsiębiorstwom w opracowaniu strategii reagowania na przyszłe wymagania lub wskazaniu kierunków modernizacji, aby zachować konkurencyjność.

W części 2 artykułu przedstawiono schemat analizy metodą DEA. Część 3 przedstawia przybliżony model DEA. W części 4 zaprezentowano aplikację przedstawionej koncepcji. Artykuł zakończono wnioskami.

## **2. Projekt analizy technologii metodą DEA**

Proces oceny i rankingowania technologii jest tematem wielu publikacji. Opisywany w literaturze ogólny schemat selekcji technologii rozpoczyna się od wyboru ekspertów i identyfikacji dostępnych alternatywnych technologii. W kolejnych etapach definiuje się kryteria (obiektywne i subiektywne), dobiera odpowiednie wagi, ustala wartości kryteriom. Proces kończy agregacja i opracowanie rankingu ([18, 19]). Przykłady zastosowania powyższego algorytmu można znaleźć między innymi w pracy [13], która przedstawia wybór zaawansowanej technologii produkcji w tajwańskim przemyśle rowerowym. Etap

selekcji poprzedzony był kolejno rekrutacją decydentów (ekspertów), identyfikacją wszystkich alternatyw, identyfikacją atrybutów selekcji, określeniem odpowiednich skal dla opisów słownych, oceną atrybutów. Podobną procedurę postulowana jest też m.in. w [14, 20]. W publikacji [21] wyszczególnione są dodatkowo prace studialne z zakresu literatury przedmiotu oraz studialne i koncepcyjne w zakresie elementów opisu technologii.

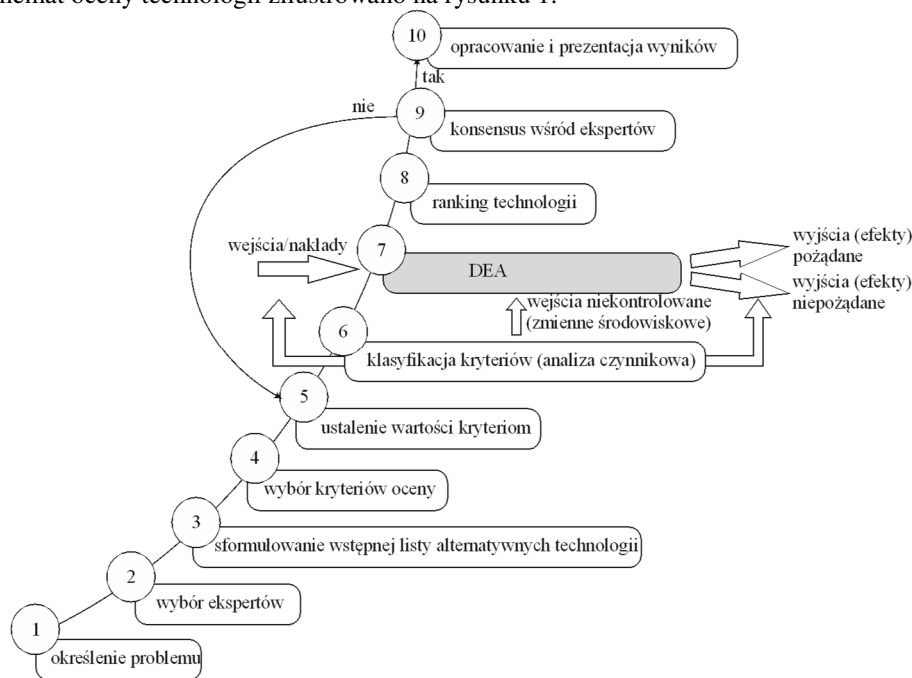
Kryteria brane pod uwagę w analizie technologii wynikają zawsze z kontekstu oceny i są implikowane przez przedmiot i dziedzinę analizy. Generalnie można wyróżnić kryteria subiektywne (np. elastyczność, jakość) i obiektywne (np. ekonomiczne) [19]. Szczegółowy wykaz kryteriów w konkretnym przypadku został przedstawiony m.in. w pracy [22], w której przy wyborze technologii regeneracyjnej zostały rozważane następujące aspekty: technologiczne, ekonomiczne i środowiskowe. Z kolei w [11] zastała zaproponowana hierarchiczna ocena w aspekcie korzyści (ekonomicznych i społecznych), technologii (konkurencyjności i trafności) oraz realizacji (wykonalności i wskaźnika sukcesu) przy selekcji sponsorowanego przez rząd projektu badawczo-rozwojowego w instytucie badawczym w Tajwanie. Praca [12] do wyboru technologii dotyczącej emitujących światło diod organicznych proponuje, równoległe z analizą patentów, następujące grupy kryteriów: zalety technologii, efekt biznesowy, potencjał rozwoju technologii, ryzyko. W pracy [10], wybierając optymalną, najbardziej obiecującą nanotechnologię w przypadku koreańskiej firmy, wzięto pod uwagę sześć kryteriów: zdolność do badań i rozwoju, łatwość produkcji, zbywalność rynkową, rozszerzalność techniczną, niezbędność i wsparcie rządowe. W [14] sformułowano następującą listę kryteriów do oceny technologii energetycznych: wpływ ekonomiczny, potencjał komercyjny, wydajność, skutki uboczne i koszty rozwoju. W pracy [20] w systemie decyzyjnym dotyczącym produkcji rozważali następujące wymiary: koszt produktu, działanie produktu, jakość, czas dostawy i pewność czasu dostawy, elastyczność, innowacyjność. W projekcie foresightu nanotechnologicznego oceniano technologie pod względem atrakcyjności i użyteczności [23]. Praca [24] proponuje wielokryterialną ocenę przy wyborze najbardziej zrównoważonych technologii produkcji energii elektrycznej i badanie trzech wymiarów zrównoważonego rozwoju: ekonomicznego (koszty prywatne, przeciętna dostępność, bezpieczeństwo dostaw, koszty przyłączenia do sieci, radzenie sobie z obciążeniem szczytowym), środowiskowego (emisję gazów cieplarnianych, koszty zewnętrzne środowiskowe, koszty zewnętrzne związane z radionuklidami, wpływ na zdrowie ludzkie), społecznego (miejsca pracy, ryzyko związane z bezpieczeństwem żywności, śmiertelne wypadki zaistniałe w przeszłości, potencjalne wypadki w przyszłości). W publikacji [25] zaproponowano model oceny technologii, który został zastosowany w praktyce do analizy preferowanych kryteriów oceny w przedsiębiorstwach europejskich i chińskich w pracy [26]. Model opiera się na dwóch wymiarach: konkurencyjności technologicznej przedsiębiorstwa oraz determinantach atrakcyjności technologicznej. W pracy [27] zidentyfikowano najważniejsze, kluczowe zmienne dla uniwersyteckich firm typu „spin-off”: ochronę przewagi konkurencyjnej, ryzyko technologiczne i handlowe, poziom innowacyjności produktów, kryteria rynkowe, rozszerzenia produktów, przedsiębiorczość. W [28] zaproponowano model dostosowany do wyboru technologii przez instytucje rządowe, który opierał się na trzech głównych kategoriach zmiennych: warunkach środowiskowych, specyfiki organizacji i cechach technologii.

W wypadku oceny technologii metodą DEA należy rozpatrywać kryteria w dwóch perspektywach. Wszystkie analizowane charakterystyki muszą być rozdzielone na dwa typy: koszty (negatywne) i korzyści (pozytywne) oraz uwzględniane jako nakłady i efekty. Autorzy pracy [9] analizując technologie metodą DEA zaproponowali model społeczno-

ekonomiczny oraz kosztów-korzyści. Zostały uwzględnione uwzględnili koszty społeczne (tj. np. negatywny wpływ na środowisko, nieakceptacja technologii, pogłębienie nierówności), koszty ekonomiczne (początkowe nakłady inwestycyjne, koszty rozwoju) oraz korzyści społeczne (wzrost zamożności, zwiększenie produktywności, tworzenie miejsc pracy, rozwój przemysłu towarzyszącego) i korzyści ekonomiczne (zaspokojone potrzeby publicznych, poprawa jakości życia, ochrona środowiska, poprawa stan zdrowia, wzrost bezpieczeństwa). Nie istnieją bezwzględne wytyczne co do zmiennych branych pod uwagę przy stosowaniu modelu DEA, gdyż zależą one zawsze od założonego celu badania i są arbitralnie wybierane przez badaczy.

Metoda DEA posiada możliwości klasyfikacyjne jeśli liczba kryteriów jest 3-5 razy mniejsza od liczby ocenianych technologii. W wielu wypadkach trudno jest uzyskać konsensus ekspertów co najbardziej odpowiednich kryteriów oceny. W celu redukcji liczby zmiennych oceny lub uzyskania zmiennych syntetycznych można zastosować narzędzia matematyczne np. bazujące na współczynnikach korelacji tj. analiza czynnikowa.

Schemat procesu analizy danych za pomocą metody DEA wkomponowany w klasyczny schemat oceny technologii zilustrowano na rysunku 1.



Rys. 1. Koncepcja analizy wyłaniających się technologii za pomocą DEA  
 Źródło: opracowanie własne na podstawie: [18, 19, 29, 30]

Nadania priorytetu technologiom rozpoczyna się od ustalenia celu i obejmuje wybór ekspertów oraz opracowanie listy alternatywnych technologii, konsultacje pozwalające na dobór kryteriów oceny, utworzenie kwestionariusza ankietowego, zebranie informacji o wartości poszczególnych kryteriów. Metoda DEA wymaga obowiązkowej klasyfikacji poszczególnych zmiennych oceny na nakłady i efekty. Dodatkowo można uwzględnić efekty niepożądane oraz czynniki środowiskowe. Proces analizy kończy przygotowanie i prezentacja rankingu. W przypadku bardzo rozbieżnych, kontrowersyjnych, wyników

można powtórzyć proces, przedyskutować wyniki i ponownie zebrać opinie ekspertów w celu uzyskania ocen o akceptowalnym poziomie zgodności.

### 3. Zbiory przybliżone i DEA

Data Envelopment Analysis jest metodą pomiaru względnej efektywności jednostek decyzyjnych (ang. Decision Making Unit – DMU), które wykorzystują nakłady (wejścia) do produkcji wyników (wyjść). Matematycznie idea DEA polega na tym, że dla każdej DMU za pomocą programowania liniowego maksymalizuje się ważoną sumę wyników i nakładów [2]:

$$\begin{aligned} \max \frac{\sum_{s=1}^S v_s y_s}{\sum_{m=1}^M u_m x_m} & \quad (1) \\ \frac{\sum_{s=1}^S v_s y_s}{\sum_{m=1}^M u_m x_m} & \leq 1, \\ v_s \geq 0, u_m & \geq 0 \end{aligned}$$

gdzie:

- $x_m$  -  $m$ -te wejście,
- $y_s$  -  $s$ -te wyjście,
- $u_m$  - waga wejścia  $x_m$ ,
- $v_s$  - waga wyjścia  $y_s$ ,
- $M$  - liczba wejść,
- $S$  - liczba wyjść.

W przypadku jednostek efektywnych otrzymana wartość ilorazu (1) wynosi 1. Jeśli nie odnaleziono takiej kombinacji wag, aby iloraz przyjął wartość 1, jednostka klasyfikowana jest jako nieefektywna.

Podstawowy zorientowany na wejścia radialny model DEA (CCR-I DEA) do oceny wydajności DMU $_{j_0}$  opisany jest równaniem [31]:

$$\begin{aligned} \min \theta & \quad (2) \\ \sum_{j=1}^N \lambda_j x_{jm} \leq \theta x_{j_0m}, m = 1, \dots, M \\ \sum_{j=1}^J \lambda_j y_{js} \geq y_{j_0s}, s = 1, \dots, S \\ \lambda_j \geq 0, j = 1, \dots, J \end{aligned}$$

gdzie:

- $X_j = (x_{j1}, x_{j2}, x_{j3}, \dots, x_{jM})$  - wektor wejść,
- $Y_j = (y_{j1}, y_{j2}, y_{j3}, \dots, y_{jS})$  - wektor wyjść,
- $\lambda_j$  - wektor wag określających intensywność wykorzystania technologii obiektów wzorcowych w optymalnej technologii obiektu  $j_0$
- $s = 1, 2, \dots, S$  - liczba wyjść,
- $m = 1, 2, \dots, M$  - liczba wejść,
- $j = 1, 2, \dots, J$  - liczba DMUs,
- $\theta$  - techniczna efektywność przyjmująca wartość z zakresu (0,1]; 1 dla w pełni efektywnych jednostek.

W większość publikacji dotyczących DEA przyjmowane jest założenie, że dane zarówno wejściowe jak i wyjściowe są pewne, ściśle i jednoznacznie określone. Zbiory

przybliżone pozwalają znieść to ograniczenie. Przybliżona DEA (ang. rough DEA) została wyprowadzona z teorii zbiorów przybliżonych Pawlaka [32]. Przybliżony model DEA, opisany w [16], wykorzystuje poziom zaufania (ang. Trust –  $Tr$ ) i koncepcję  $\alpha$ -optymistycznych i  $\alpha$ -pesymistycznych wartości, w celu rangowania zmiennych przybliżonych opracowaną przez [33]

Zaufanie  $Tr\{\xi \geq r\}$  i  $Tr\{\xi \leq r\}$  dla zmiennej przybliżonej  $\xi = ([a, b], [c, d])$  dla  $c \leq a < b \leq d$  można zapisać odpowiednio [17]:

$$Tr\{\xi \geq r\} = \begin{cases} 0 & \text{if } d \leq r \\ \frac{d-r}{2(d-c)} & \text{if } b \leq r \leq d \\ \frac{1}{2} \left( \frac{d-r}{d-c} + \frac{b-r}{b-a} \right) & \text{if } a \leq r \leq b \\ \frac{1}{2} \left( \frac{d-r}{d-c} + 1 \right) & \text{if } c \leq r \leq a \\ 1 & \text{if } r \leq c \end{cases} \quad (3)$$

$$Tr\{\xi \leq r\} = \begin{cases} 0 & \text{if } r \leq c \\ \frac{r-c}{2(d-c)} & \text{if } c \leq r \leq a \\ \frac{1}{2} \left( \frac{r-c}{d-c} + \frac{r-a}{b-a} \right) & \text{if } a \leq r \leq b \\ \frac{1}{2} \left( \frac{r-c}{d-c} + 1 \right) & \text{if } b \leq r \leq d \\ 1 & \text{if } d \leq r \end{cases} \quad (4)$$

Dla poziomu zaufania  $\alpha \in (0,1]$   $\alpha$ -optymistyczna (górną granicą) i  $\alpha$ -pesymistyczna (dolną granicą) zdefiniowana jest jako [33]:

$$\xi_{sup}(\alpha) = \inf\{r: Tr\{\xi \geq r\} \geq \alpha\} \quad (5)$$

$$\xi_{inf}(\alpha) = \inf\{r: Tr\{\xi \leq r\} \geq \alpha\} \quad (6)$$

Na podstawie równań (3-6) wartość  $\alpha$ -optymistyczną dla zmiennej przybliżonej  $\xi = ([a, b], [c, d])$  oraz  $c \leq a < b \leq d$  można zapisać jako [33]:

$$\xi_{sup}(\alpha) = \begin{cases} (1 - 2\alpha)d + 2\alpha c & \text{jeżeli } \alpha \leq \frac{d-b}{2(d-c)} \\ 2(1 - \alpha)d + (2\alpha - 1)c & \text{jeżeli } \alpha \geq \frac{2d-a-c}{2(d-c)} \\ \frac{d(b-a)+b(d-c)-2\alpha(b-a)(d-c)}{(b-a)+(d-c)} & \text{w innym wypadku} \end{cases} \quad (7)$$

Podobnie wartość  $\alpha$ -pesymistyczną:

$$\xi_{inf}(\alpha) = \begin{cases} (1 - 2\alpha)c + 2\alpha d & \text{jeżeli } \alpha \leq \frac{a-c}{2(d-c)} \\ 2(1 - \alpha)c + (2\alpha - 1)d & \text{jeżeli } \alpha \geq \frac{b+d-2c}{2(d-c)} \\ \frac{c(b-a)+a(d-c)-2\alpha(b-a)(d-c)}{(b-a)+(d-c)} & \text{w innym wypadku} \end{cases} \quad (8)$$

W sytuacji, gdy zmienna przybliżona  $\xi$  jest liczbą z przedziału  $[a,b]$   $\alpha$ -optymistyczna i  $\alpha$ -pesymistyczna wartość wynosi odpowiednio [33]:

$$\xi_{sup}(\alpha) = \alpha a + (1 - \alpha)b \quad (9)$$

$$\xi_{inf}(\alpha) = (1 - \alpha)a + \alpha b \quad (10)$$

Przyjmując  $0.5 \leq \alpha \leq 1$ , zachodzi relacja:  $\xi_{inf}(\alpha) \geq \xi_{sup}(\alpha)$ , a zmienna przybliżona może zostać przekształcona w przedział  $[\xi_{sup}(\alpha), \xi_{inf}(\alpha)]$  [16].

Przybliżony model DEA, zapisany równaniami (11) i (12), dla jednostki decyzyjnej zwraca zakres wskaźników efektywności dla przyjętego poziomu ufności  $\alpha$ :  $[\theta^{sup(\alpha)}, \theta^{inf(\alpha)}]$  [16]. Minimalną oceną wydajności  $\theta^{sup(\alpha)}$  i maksymalną wydajność  $\theta^{inf(\alpha)}$  dla DMU $_{j_0}$  szacuje się odpowiednio:

$$\min \theta^{sup(\alpha)} \quad (11)$$

$$\sum_{j=1, j \neq j_0}^n \lambda_j x_{jm}^{sup(\alpha)} + \lambda_{j_0} x_{j_0 m}^{inf(\alpha)} \leq \theta^{sup(\alpha)} x_{j_0 m}^{inf(\alpha)}, m = 1, \dots, M$$

$$\sum_{j=1, j \neq j_0}^n \lambda_j y_{js}^{inf(\alpha)} + \lambda_{j_0} y_{j_0 s}^{sup(\alpha)} \geq y_{j_0 s}^{sup(\alpha)}$$

$$\lambda_j \geq 0, j = 1, \dots, n$$

$$\min \theta^{inf(\alpha)} \quad (12)$$

$$\sum_{j=1, j \neq j_0}^n \lambda_j x_{jm}^{inf(\alpha)} + \lambda_{j_0} x_{j_0 m}^{sup(\alpha)} \leq \theta^{inf(\alpha)} x_{j_0 m}^{sup(\alpha)}, m = 1, \dots, M$$

$$\sum_{j=1, j \neq j_0}^n \lambda_j y_{js}^{sup(\alpha)} + \lambda_{j_0} y_{j_0 s}^{inf(\alpha)} \geq y_{j_0 s}^{inf(\alpha)}, s = 1, \dots, S$$

$$\lambda_j \geq 0, j = 1, \dots, n$$

gdzie:

$[x_{jm}^{sup(\alpha)}, x_{jm}^{inf(\alpha)}], [y_{js}^{sup(\alpha)}, y_{js}^{inf(\alpha)}]$  – przedział otrzymany dla zmiennej przybliżonej:  $([x_{mj}^a, x_{mj}^b], [x_{mj}^c, x_{mj}^d])$  i  $([y_{sj}^a, y_{sj}^b], [y_{sj}^c, y_{sj}^d])$  przy poziomie zaufania  $0.5 \leq \alpha \leq 1$ ;

$M$  – liczba wejść;

$S$  – liczba wyjść;

$n$  – liczba jednostek.

#### 4. Ilustracja koncepcji

W celu zilustrowania przedstawionej koncepcji przedstawiono analizę 12 technologii przy założonym konsensusie ekspertów co do następujących kryteriów oceny: korzyści pieniężnych, innych korzyści, barier kosztowych, innych barier. Inne korzyści i inne bariery mogą ilustrować dane wyrażone w jednostkach naturalnych. W przypadku oceny technologii zakładany zestaw kryteriów powinien wziąć pod uwagę również niefinansowe zalety i wady technologii i tym samym uwzględnić fakt, że nie każdy aspekt rozwoju technologii ma ekwiwalent pieniężny.

W celu zilustrowania koncepcji analizy wygenerowano odpowiedzi 10 ekspertów zgodnie z rozkładem dyskretnym z następującym zestawem wartości nominalnych: „wysoki”, „średni”, „niski”, „brak” i prawdopodobieństwami odpowiednio 0.2, 0.5, 0.2, 0.1 (prawdopodobieństwo zostało wybrane na podstawie recenzji bazy danych odpowiedzi kwestionariuszy badań foresight [23] i odzwierciedlają ogólną tendencję do udzielania niekategorycznych odpowiedzi). Ze względu na powyższe otrzymano wysoki współczynnik dyspersji, który dla wszystkich odpowiedzi wyniósł 0.95 liczony za pomocą równania [34]:

$$nDi = 1 - \frac{\sum_1^i (f_j^* - \frac{1}{k})^2}{1 - \frac{1}{k}} \quad (13)$$

gdzie:  $f_j^*$  –względna częstotliwość  $i$ -tej klasy.

Nominalny wskaźnik dyspersji (13) przyjmuje wartości od 0 do 1, gdzie 0 oznacza brak rozproszenia, zaś 1 oznacza, że obserwacje są równomiernie rozłożone pomiędzy klasami.

Dodatkowo, wprowadzono dodatkową zmienną i odpowiedziom na temat kosztów oraz zysków, przyporządkowano subiektywnie ocenianą wiedzę ekspertów wygenerowaną na podstawie tego samego rozkładu. Rekordy posiadające wartość wiedzy: „brak” zostały wykluczone z zbioru danych. W następnym kroku obliczono syntetyczne indeksy według wzoru za [8]:

$$I_{xi} = 100(4N_{ih} + 2N_{im} + N_{il} + 0N_{in}) / (4(N_{ih} + N_{im} + N_{il} + N_{in})) \quad (14)$$

gdzie:

$I_{xi}$  – indeks dla zmiennej  $x = \{\text{finansowe korzyści, inne korzyści, finansowe bariery, inne bariery}\}$ ;

$N_{ih}$  – liczba odpowiedzi z wartością „wysokie” dla technologii  $i$  przy kryterium  $x$ ;

$N_{im}$  – liczba odpowiedzi z wartością „średnie” dla technologii  $i$  przy kryterium  $x$ ;

$N_{il}$  – liczba odpowiedzi z wartością „niskie” dla technologii  $i$  przy kryterium  $x$ ;

$N_{in}$  – liczba odpowiedzi z wartością „brak” dla technologii  $i$  przy kryterium  $x$ ;

Nominalny wskaźnik dyspersji (13) został też wykorzystany do zaprojektowania zakresu charakterystyki dla każdej z technologii. Arbitralnie przyjęto  $I_{xi} \pm 20\% nDi$  ilustrując relację: im mniej spójne odpowiedzi, tym szerszy przedział. Analizowany zestaw danych zamieszczono w tabeli 1.

Tab. 1. Syntetyczne wskaźniki oceny technologii, nominalny wskaźnik dyspersji oraz zakres

		T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10	T11	T12	
Finansowe korzyści	$I$	0.500	0.475	0.425	0.531	0.625	0.500	0.469	0.550	0.594	0.625	0.650	0.594	
	$nDi$	0.708	0.880	0.933	0.875	0.500	0.987	0.792	0.960	0.917	0.875	0.853	0.917	
	zakres		0.358	0.299	0.238	0.356	0.525	0.303	0.310	0.358	0.410	0.450	0.479	0.410
			0.642	0.651	0.612	0.706	0.725	0.697	0.627	0.742	0.777	0.800	0.821	0.777
Inne korzyści	$I$	0.750	0.425	0.500	0.531	0.375	0.525	0.594	0.700	0.563	0.719	0.525	0.563	
	$nDi$	0.708	0.453	0.853	0.875	0.958	0.773	0.917	0.773	0.833	0.792	0.933	0.958	
	zakres		0.608	0.334	0.329	0.356	0.183	0.370	0.410	0.545	0.396	0.560	0.338	0.371
			0.892	0.516	0.671	0.706	0.567	0.680	0.777	0.855	0.729	0.877	0.712	0.754
Finansowe bariery	$I$	0.500	0.650	0.575	0.563	0.469	0.625	0.688	0.400	0.219	0.500	0.625	0.594	
	$nDi$	0.542	0.853	0.880	0.833	0.750	0.880	0.833	0.853	0.875	0.833	0.880	0.875	
	zakres		0.392	0.479	0.399	0.396	0.319	0.449	0.521	0.229	0.044	0.333	0.449	0.419
			0.608	0.821	0.751	0.729	0.619	0.801	0.854	0.571	0.394	0.667	0.801	0.769
Inne bariery	$I$	0.469	0.525	0.450	0.531	0.500	0.725	0.438	0.525	0.750	0.625	0.325	0.625	
	$nDi$	0.958	0.933	0.773	0.875	0.958	0.613	0.708	0.960	0.708	0.875	0.960	0.875	
	zakres		0.277	0.338	0.295	0.356	0.308	0.602	0.296	0.333	0.608	0.450	0.133	0.450
			0.660	0.712	0.605	0.706	0.692	0.848	0.579	0.717	0.892	0.800	0.517	0.800

Wyniki analizy przedstawiono w tabeli 2.



Tab. 2. Wyniki obliczeń klasyczną metodą DEA oraz przybliżoną przy różnych poziomach zaufania

	DEA	Przybliżona DEA							
		$\alpha = 0.9$		$\alpha = 0.8$		$\alpha = 0.7$		$\alpha = 0.6$	
T1	100.00%	100.00%	42.51%	100.00%	54.59%	100.00%	69.75%	100.00%	88.97%
T2	98.40%	100.00%	20.18%	100.00%	27.09%	100.00%	35.97%	79.50%	47.17%
T3	59.10%	100.00%	23.65%	100.00%	31.27%	100.00%	41.19%	92.30%	54.05%
T4	84.30%	100.00%	25.18%	100.00%	33.65%	100.00%	44.47%	98.80%	58.29%
T5	100.00%	100.00%	38.82%	100.00%	49.20%	100.00%	62.09%	100.00%	78.18%
T6	100.00%	100.00%	20.29%	100.00%	26.31%	97.56%	34.74%	76.12%	45.57%
T7	90.90%	100.00%	28.19%	100.00%	36.87%	100.00%	48.34%	100.00%	63.64%
T8	100.00%	100.00%	42.10%	100.00%	53.07%	100.00%	66.71%	100.00%	83.78%
T9	75.70%	100.00%	46.67%	100.00%	66.85%	100.00%	95.39%	100.00%	100.00%
T10	61.40%	100.00%	33.36%	100.00%	42.58%	100.00%	54.29%	100.00%	70.41%
T11	70.70%	100.00%	52.75%	100.00%	70.21%	100.00%	93.38%	100.00%	100.00%
T12	75.90%	100.00%	26.31%	100.00%	34.64%	100.00%	45.21%	97.56%	58.64%

Zastosowanie zakresów i poziomów ufności relatywizuje ocenę technologii. Można zadać następujące pytania: Czy efektywna technologia to ta z bezwzględnie najwyższym wynikiem, czy ta o najwyższej średniej z zakresu, czy ta, która ma najwyższą wartość dolnej granicy efektywności?

T1, efektywna według klasycznego modelu DEA, osiąga wysokie wyniki również w modelu przybliżonym, nawet przy poziomie ufności 0.9 zaczynające się od ponad 42%. Jednak już technologia T2 w podstawowym modelu DEA osiągająca wysoką ponad 98% efektywność, w przybliżonym modelu DEA i  $\alpha = 0.9$  jej minimalna wartość efektywności wynosi nieco ponad 20%, co jest najgorszym wynikiem wśród wszystkich otrzymanych. Z kolei T11 wypadając przeciętnie w efektywności liczonej standardowym modelem DEA, w modelu przybliżonym jej efektywność waha się od ponad 52%, co jest najlepszym wynikiem dla  $\alpha=0.9$ , aż do 100%.

Ocena technologii otrzymana za pomocą przybliżonej DEA nie jest jednoznaczna. Pozwala na opracowanie różnych scenariuszy, wytyczenie przyszłych kierunków rozwoju z uwzględnieniem rozrzutu prognoz i opinii ekspertów.

## 5. Podsumowanie

Technologie należą do podstawowych zasobów każdej organizacji. Wybór technologii jest jednym z większych wyzwań w zarządzaniu technologiami. Wyłaniające się technologie to technologie innowacyjne, dynamicznie rozwijające ale jednocześnie charakteryzujące się brakiem wymiernych wyników badań dotyczących kosztów rozwoju czy potencjalnych rezultatów wdrożenia. Z powodu braku wiarygodnych danych na temat możliwości rozwoju i kosztów oraz ustalonych kryteriów analizy, ocena wyłaniających się technologii jest problematyczna. Główną zaletą stosowania DEA jest to, że można uniknąć ograniczeń metod wymagających subiektywnego a priori nadawania wag kryteriom przy rozpatrywaniu atrybutów. W koncepcji DEA technologia klasyfikowana jest jako efektywna, jeśli charakteryzuje się znacznymi potencjalnymi korzyściami i średnimi barierami rozwoju lub umiarkowanym poziomem korzyści ale bardzo małymi nakładami niezbędnymi do pokonania barier rozwoju. Jednocześnie wagi dobierane są tak by maksymalizować ocenę każdej technologii.

Połączenie tradycyjnej metody DEA z teorią zbiorów przybliżonych umożliwia wielowymiarową ocenę niepewnych danych. Wprowadzenie przybliżonych zmiennych pozwala na modelowanie niezdecydowania ekspertów. Duża liczba hipotetycznych rozwiązań dotyczących funkcjonalności i potencjału technologii znajduje odzwierciedlenie w uzyskanym zakresie oceny technologii. Możliwe staje się stworzenie i opracowanie różnych scenariuszy prawdopodobnej przyszłości.

Zaprezentowany przykład symuluje zastosowanie przybliżonej metody DEA do priorytetyzacji technologii biorąc pod uwagę możliwe finansowe i niefinansowe korzyści wynikające z rozwoju technologii, ale także koszty i pozafinansowe bariery implementacji. Zmiana zakresów uzyskiwanych wyników przy różnym poziomie zaufania dowodzi konieczności ostrożnego formułowania zaleceń czy rekomendacji, a także tworzenia alternatywnych scenariuszy rozwoju.

## Literatura

1. Charnes, A.; Cooper, W.W.; Rhodes, E. 1978. Measuring the Efficiency of Decision Making Units, *European Journal of Operational Research* 2(6): 429–444.
2. Nazarko, J.; Chodakowska, E. 2017. Labour efficiency in construction industry in Europe based on frontier methods: data envelopment analysis and stochastic frontier analysis, *Journal of Civil Engineering and Management* 23(6): 787-795, <http://dx.doi.org/10.3846/13923730.2017.1321577>
3. Kwon, D.S.; Cho, J.H.; Sohn, S.Y. 2017. Comparison of technology efficiency for CO2 emissions reduction among European countries based on DEA with decomposed factors, *Journal of Cleaner Production* 151: 109-120. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.03.065>
4. Sueyoshi, T.; Goto, M. 2014. Environmental assessment for corporate sustainability by resource utilization and technology innovation: DEA radial measurement on Japanese industrial sectors, *Energy Economics* 46: 295-307. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2014.09.021>
5. Fan, J.-L.; Zhang, X.; Zhang J.; Peng, S. 2015. Efficiency evaluation of CO2 utilization technologies in China: A super-efficiency DEA analysis based on expert survey, *Journal of CO2 Utilization* 11: 54-62. <https://doi.org/10.1016/j.jcou.2015.01.004>
6. Shabani, A.; Saen, R.F. 2014. A new data envelopment analysis (DEA) model to select eco-efficient technologies in the presence of undesirable outputs, *Clean Technologies and Environmental Policy* 16(3): 513–525. <https://doi.org/10.1007/s10098-013-0652-0>
7. Magruk, A. 2017. Concept of uncertainty in relation to the foresight research, *Engineering Management in Production and Services*, 9(1): 46-55. <https://doi.org/10.1515/emj-2017-0005>
8. Cuhls, K.; Kuwahara, T. 1994. *Outlook for Japanese and German future technology - comparing technology forecast surveys*. Heidelberg: Physica-Verlag (Technology, Innovation and Policy).
9. Lee, H.; Lee, C.; Seol, H.; Park, Y. 2008. On the R&D priority setting in technology foresight: a DEA and ANP approach, *International Journal of Innovation and Technology Management* 5 (02): 201-219. <https://doi.org/10.1142/S021987700800133>
10. Yu, P.; Lee, J.H. 2013. A hybrid approach using two-level SOM and combined AHP rating and AHP/DEA-AR method for selecting optimal promising emerging technology, *Expert System with Applications* 40: 300-314. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.043>

11. Hsu, Y.-G.; Tzeng, G.-H.; Shyu, J.Z. 2003. Fuzzy multiple criteria selection of government-sponsored frontier technology R&D projects, *R&D Management* 33(5): 439-551. <http://dx.doi.org/10.1111/1467-9310.00315>
12. Shen, Y.-C.; Chang, S.-H.; Lin, G.T.R.; Yu, H.-C. 2010. A hybrid selection model for emerging technology, *Technological Forecasting and Social Change* 77(1): 151-166. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2009.05.001>
13. Chuu, S.-J. 2009. Selecting the advanced manufacturing technology using fuzzy multiple attributes group decision making with multiple fuzzy information, *Computers & Industrial Engineering* 57(3): 1033-1042. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2009.04.011>
14. Lee, S.K.; Mogi, G.; Hui, K.S. 2013. A fuzzy analytic hierarchy process (AHP)/data envelopment analysis (DEA) hybrid model for efficiently allocating energy R&D resources: In the case of energy technologies against high oil prices, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 21: 347-355. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.12.067>
15. Shuai, J.J.; Li, H.L. 2005. Using Rough Set and Worst Practice DEA in Business Failure Prediction. In: Ślęzak, D.; Yao, J.; Peters, J.F.;
16. Xu, J.; Li, B.; Wu, D. 2009. Rough data envelopment analysis and its application to supply chain performance evaluation, *International Journal of Production Economics* 122(2): 628-638, <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2009.06.026>
17. Shiraz R.K., Fukuyama H., Tavana M., Di Caprio D. 2016. An integrated data envelopment analysis and free disposal hull framework for cost-efficiency measurement using rough sets, *Applied Soft Computing* 46: 204-219. <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2016.04.043>
18. Klincewicz, K.; Manikowski, A. 2013. Ocena, rankingowanie i selekcja technologii, Wydawnictwo Naukowe Wydziału Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego, Warszawa.
19. Chan, F.T.S.; Chan, M.H.; Tang, N.K.H. 2000. Evaluation methodologies for technology selection, *Journal of Materials Processing Technology* 107: 330-337. [https://doi.org/10.1016/S0924-0136\(00\)00679-8](https://doi.org/10.1016/S0924-0136(00)00679-8)
20. Chan, F.T.S.; Chan, H.K.; Chan M.H.; Humphreys P.K. 2006. An integrated fuzzy approach for the selection of manufacturing technologies, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 27: 747-758 <https://doi.org/10.1007/s00170-004-2246-9>
21. Kononiuk A. (red.), Gudanowska A. (red.), *Kierunki rozwoju nanotechnologii w województwie podlaskim. Mapy. Marszruty. Trendy*, Oficyna Wydawnicza Politechniki Białostockiej, Białystok 2013
22. Hsu Y.-L.; Lee, C.-H.; Kreng, V.B. 2010. The application of Fuzzy Delphi Method and Fuzzy AHP in lubricant regenerative technology selection, *Expert Systems with Applications*, 37(1): 419-425. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.05.068>
23. Nazarko, J. (red.); Magruk, A. (red.). 2013. Kluczowe Nanotechnologie w gospodarce Podlasia, Oficyna Wydawnicza Politechniki Białostockiej, Białystok.
24. Streimikiene, D.; Balezentis, T.; Krisciukaitienė, I.; Balezentis, A. 2012. Prioritizing sustainable electricity production technologies: MCDM approach, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 16(5): 3302-3311, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.02.067>
25. Jolly, D. 2003. The issue of weightings in technology portfolio management, *Technovation* 23(5): 383-391. [https://doi.org/10.1016/S0166-4972\(02\)00157-8](https://doi.org/10.1016/S0166-4972(02)00157-8)

26. Jolly, D.R. 2008. Chinese vs. European views regarding technology assessment: Convergent or divergent? *Technovation* 28(12): 818–830. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2008.09.001>
27. Coster De, R.; Butler, C. 2005. Assessment of proposals for new technology ventures in the UK: characteristics of university spin-off companies, *Technovation* 25(5): 535–543. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2003.10.002>
28. Chen, C.-J.; Chung, M.-Ch.; Wei, C.-H. 2006. Government policy of technology selection for advanced traveler information systems, *R&D Management* 36(4): 439-450. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-9310.2006.00445.x>
29. UNIDO TECHNOLOGY FORESIGHT MANUAL, UNITED NATIONS INDUSTRIAL DEVELOPIVIENT ORGANIZATION Vienna, 2005, [https://open.unido.org/api/documents/4788327/download/UNIDO%20TECHNOLOGY%20FORESIGHT%20MANUAL.%20VOLUME%201%20-%20ORGANIZATION%20AND%20METHODS%20\(23148.en\)](https://open.unido.org/api/documents/4788327/download/UNIDO%20TECHNOLOGY%20FORESIGHT%20MANUAL.%20VOLUME%201%20-%20ORGANIZATION%20AND%20METHODS%20(23148.en))
30. Nazarko, J. (red.); Kędzior, Z. (red.) 2010. Uwarunkowania rozwoju nanotechnologii w województwie podlaskim. Wyniki analiz STEEPVL i SWOT, Oficyna Wydawnicza Politechniki Białostockiej, Białystok 2010
31. Cooper, W.W.; Seiford, L.M.; Tone, K. 2007. *Data Envelopment Analysis. A comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software.* 2nd ed. Springer.
32. Pawlak, Z. 1982. Rough sets. *International Journal of Computer and Information Sciences* 11: 341–356. <https://doi.org/10.1007/BF01001956>
33. Liu, B. 2004. *Uncertain Theory: An Introduction to its Axiomatic Foundation.* Springer, Berlin.
34. Goos, P.; Meintrup, D., 2015. *Statistics with JMP: Graphs, Descriptive Statistics and Probability* John Wiley & Sons, p.70

Dr inż. Ewa CHODAKOWSKA  
 Międzynarodowy Instytut Logistyki i Nauki o Usługach  
 Wydział Inżynierii Zarządzania  
 Politechnika Białostocka  
 15-351 Białystok, ul. Wiejska 45A  
 tel./fax: (0-85) 746 98 96  
 e-mail: e.chodakowska@pb.edu.pl