

# WIELOKRYTERIALNE WSPOMAGANIE DECYZJI WYTWÓRCÓW NA HURTOWYM RYNKU ENERGII ELEKTRYCZNEJ

M. Kaleta, W. Ogryczak, E. Toczyłowski, I. Żółtowska

Politechnika Warszawska, Instytut Automatyki i Informatyki Stosowanej

W pracy jest rozważane wspomaganie decyzji wytwórców uczestniczących w procesie ofertowym na giełdzie energii elektrycznej oraz rynku bilansującym w Polsce. Istotnym zadaniem uczestników tego procesu jest osiągnięcie najkorzystniejszych pozycji handlowych (kontraktowych) umożliwiających spełnienie wszelkich ograniczeń technicznych jednostek wytwórczych (takich jak ograniczenia rozruchu bloków cieplnych, zakresy dopuszczalnych generacji mocy) oraz ograniczeń elektrowniowych, a jednocześnie maksymalizujących oczekiwany zysk i minimalizujących miary ryzyka strat. Przedstawiono oryginalny, wielokryterialny model decyzyjny wykorzystujący efektywny obliczeniowo dyskretno-ciągły model harmonogramowania indywidualnej pracy jednostek wytwórczych. Wprowadzone miary ryzyka umożliwiają wykorzystanie metod punktu odniesienia do interaktywnego poszukiwania satysfakcjonującego rozwiązania efektywnego.

## 1. Wprowadzenie

Zmiany zachodzące w sektorze elektroenergetyki, spowodowane uwarunkowaniami polityczno-gospodarczymi, wymagają nowego podejścia do problemu prowadzenia działalności w tym sektorze gospodarki. Przejście od modelu centralnie sterowanego, opartego wyłącznie na aspektach czysto technicznych do modelu rynkowego powoduje, że zmieniają się także funkcje podmiotów uczestniczących w funkcjonowaniu systemu elektroenergetycznego. Uczestnik rynku nie jest już bowiem podmiotem biernym, ale bierze czynny udział w procesach systemu. Wynika stąd, iż zmieniają się także cele jakie chce on osiągnąć, metody jego działania oraz rodzaj i ilość informacji jakie musi przetwarzać. Wprowadzenie zdecentralizowanej formy rynku powoduje, że obowiązek i odpowiedzialność w zakresie spełniania ograniczeń technicznych w zadaniu doboru jednostek wytwórczych do pracy oraz algorytmu rozdziału obciążeń (ang. *unit commitment*) spoczywające do tej pory na nadrzędnym operatorze systemu są przejmowane bezpośrednio przez wytwórców (ang. *unit self-commitment*). Zmiana postaci planowania i działalności handlowej wytwórców wymaga uwzględniania przez nich dodatkowego ryzyka związanego z aktywnym uczestnictwem w grze rynkowej. Należy przy tym pamiętać, że optymalna decyzja dotycząca prowadzenia jednostki w danej chwili zależy nie tylko od warunków bieżących. Zawsze musi być przeprowadzana analiza perspektywiczna na wiele godzin naprzód, której celem jest zbadanie wszelkich skutków chwilowych decyzji (Toczyłowski i Mileńko, 2000).

Indywidualne planowanie pracy jednostek wytwórczych jest to zadanie samodzielnego planowania pracy jednostki wytwórczej przez wytwórcę energii elektrycznej w sytuacji, gdy wszystkie decyzje dotyczące planowania generacji i zawierania transakcji handlowych w poszczególnych segmentach rynku są w rękach wytwórcy. Wszelkie ograniczenia techniczne jednostek, np. parametry procesu uruchamiania, czy dopuszczalne zakresy generacji, muszą być brane pod uwagę przy optymalizacji jego pozycji handlowych, przy czym odpowiedzialność finansowa za konsekwencje wynikające z potrzeby spełnienia wszelkich ograniczeń technicznych na rynku bilansującym spoczywa wyłącznie na wytwórcy. Z działalnością handlową w sektorze elektroenergetycznym wiąże się nieodłącznie ryzyko. Trudno jest nim skutecznie zarządzać bez dogłębnej wiedzy oraz odpowiedniego doświadczenia. Istotne jest więc wykorzystywanie metod wspomagania decyzji umożliwiających efektywne i intuicyjne modelowanie preferencji użytkownika odnośnie poziomu akceptowanego ryzyka i oczekiwanych zysków (Mileńko i Toczyłowski, 2000).

Nieodzownym narzędziem w takiej sytuacji staje się system wspomagania decyzji (SWD). W naszym zespole rozwijany jest system I-enviser (Kaleta i in., 2001; IMPAQ, 2001) przeznaczony dla uczestników rynków energii elektrycznej, prowadzących działalność handlową w różnych segmentach rynku jednocześnie (na Giełdzie Energii, na systemowym rynku bilansującym, rynkach finansowych, rynku kontraktów terminowych i rynkach lokalnych). Cele, których osiągnięcie wspomaga system I-enviser to:

- maksymalizacja zysków poprzez składanie najlepszych (w danych warunkach) ofert oraz prowadzenie długofalowej gry rynkowej,
- minimalizacja ponoszonego ryzyka poprzez jak najlepsze wykorzystanie wszystkich zasobów w prognozowanych warunkach rynkowych,
- maksymalizacja satysfakcji decydenta poprzez uwzględnianie jego preferencji i informowanie o bieżącym stanie i możliwych realizacjach przyszłości,
- dobre dopasowanie do struktury technicznej i finansowej każdego z użytkowników systemu poprzez modułową strukturę i uwzględnienie specyfiki podmiotu.

Proces decyzyjny w systemie I-enviser został podzielony na następujące trzy etapy:

1. Przygotowanie danych. W etapie tym przygotowywane są wszelkie potrzebne informacje i dane wykorzystywane w etapie drugim i trzecim, w ramach których wspomagany jest sam proces podejmowania decyzji. W tym celu wykorzystywane są zewnętrzne źródła danych, zarówno przygotowane bezpośrednio przez użytkownika (takie jak dane techniczne podmiotów, sieci), jak i za pośrednictwem zewnętrznych aplikacji (SOWE, WIRE, SCADA, inne), w szczególności oprogramowania dostarczającego prognoz cenowych, obciążenia, itp. Na tym etapie użytkownik musi podjąć decyzje określające źródła i sposób generacji danych.
2. Wspomaganie podejmowania decyzji strategicznych. Główne zagadnienia decyzyjne podejmowane w tym etapie, to:
  - Planowanie zawartych kontraktów. Planowane są kontrakty, na których realizację decydent ma znaczący wpływ. Planowanie polega na stopniowej dezagregacji kontraktów długoterminowych na coraz krótsze przedziały czasu, dla których następnie tworzone są harmonogramy szczegółowe.
  - Długookresowe planowanie zasobów. Planowane są remonty, odstawienia oraz ogólna dostępność zasobów (jednostek wytwórczych i odbiorczych).

Dla każdego z powyższych zagadnień decyzyjnych użytkownik iteracyjnie generuje lub wprowadza swoje propozycje rozwiązań, które mogą być oceniane przez system według prostych kryteriów (np. możliwości realizacji planu). Jeżeli zostaną osiągnięte zadowalające wyniki, to może nastąpić przejście do trzeciej fazy procesu decyzyjnego.

3. Wspomaganie podejmowania decyzji taktycznych i operacyjnych. Decyzje taktyczne i operacyjne są realizacją polityki długoterminowej, ze względu na swoje cechy jakościowe najczęściej podejmowane w krótszych horyzontach czasowych. Obejmują one następujące operacje:
  - Krótkoterminowe planowanie pozycji kontraktowych. Przydział pewnych porcji kontraktów (otrzymanych w wyniku planowania długoterminowego) do poszczególnych jednostek w poszczególnych godzinach.
  - Planowanie pracy jednostek wytwórczych. Optymalizacja szczegółowych planów pracy jednostek wytwórczych (godzinowe, dzienne) przy uwzględnieniu ograniczeń technicznych.
  - Budowa ofert. Optymalizacja ofert składanych na różne segmenty rynku.
  - Rozdział obciążeń. Optymalizacja planów pracy po otrzymaniu informacji zwrotnych z poszczególnych segmentów rynku.

Dla każdego podproblemu decyzyjnego może być wykonywanych kilka iteracji obejmujących definiowanie przez użytkownika preferencji lub częściowych rozwiązań oraz generację propozycji rozwiązań przez system. Najczęściej planowanie krótkoterminowe jest wykonywane kolejno dla poszczególnych segmentów rynku: giełd energii, rynku bilansującego. Podczas gdy decyzje strategiczne związane są z dłuższym horyzontem czasu i są podejmowane rzadziej, decyzje taktyczne dotyczą krótszych horyzontów czasu, w szczególności składania ofert na rynki „na dzień przed”. Po uzyskaniu w trzeciej fazie procesu decyzyjnego rozwiązań, które nie byłyby satysfakcjonujące, możliwy jest powrót do fazy wspomaganie podejmowania decyzji strategicznych i wprowadzenie pewnych korekt lub nawet powrót do fazy przygotowywania danych, jeżeli np. decydent chciałby zmienić zestaw scenariuszy.

Działania strategiczne obejmują dłuższy okres, a ze względu na swoje cechy jakościowe są trudne do modelowania i efektywnego rozwiązywania. Różne metody formalne były stosowane dla decyzji strategicznych dotyczących całości systemu elektroenergetycznego. Metody optymalizacji stochastycznej i analizy wielokryterialnej były stosowane do planowania rozwoju źródeł energii (Andrews, 1995) i analizy wpływu produkcji energii na środowisko naturalne (Wierzbicki i in., 2000). Jednakże w przypadku działań strategicznych dotyczących pojedynczego wytwórcy rola analitycznych metod wspomaganie decyzji jest ograniczona. Do wspomaganie decyzji strategicznych mogą być wykorzystywane moduły planowania długoterminowego i zarządzania kontraktami.

Decyzje taktyczne i operacyjne są podejmowane wielokrotnie w krótkim czasie wymuszonym zmieniającą się sytuacją rynkową, często w warunkach występującego ryzyka. Dlatego szczególny nacisk podczas projektowania systemu I-enviser został położony na moduł planowania krótkoterminowego jako kluczowego elementu systemu. Wielokrotne wykorzystywanie modułu w procesie decyzyjnym umożliwia optymalizację zajmowanych

pozycji kontraktowych oraz zmiany optymalizowanych harmonogramów pracy jednostek, uaktualnianych wraz z zawieranymi transakcjami handlowymi, w krótkim horyzoncie czasu (do tygodnia), z godziną jako podstawową jednostką czasu. Do wspomagania użytkownika w podejmowaniu tego typu decyzji zostały opracowane metody i modele matematyczne. Przedstawienie tej metodologii stanowi treść niniejszej pracy.

Dla uwzględnienia niepewności sytuacji rynkowej formułowany jest stochastyczny model planowania krótkoterminowego. Przyjmowane kryteria optymalizacji planów szczegółowych dotyczą oczekiwanego zysku oraz ryzyka strat. Tym samym, z warunków niepewności w jakich decydent musi działać (maksymalizacja zysku przy niepewnych cenach energii) wynika wielokryterialność problemu. Jakość wyników optymalizacji wielokryterialnej istotnie zależy od użytych miar ryzyka oraz sposobu modelowania preferencji. Zastosowane przez nas miary ryzyka obejmują zarówno przeciętne ryzyko jak i uwzględniają ryzyko ekstremalnych scenariuszy (Haimes, 1993). Do interaktywnej analizy modelu wielokryterialnego wykorzystywana jest koncepcja przedziałowej wersji (Ogryczak, 1997) metody punktu odniesienia wprowadzonej przez Wierzbickiego (1982). Takie podejście pozwala na szybkie wyznaczenie satysfakcjonującego rozwiązania efektywnego.

## 2. Model krótkoterminowego planowania pracy jednostek wytwórczych

Problemy krótkoterminowego planowania pracy jednostek wytwórczych są rozpatrywane dla horyzontu czasowego odpowiadającego kilku cyklom procesu ofertowego (kilka dni). Wytwórca poszukuje optymalnego harmonogramu pracy jednostek z punktu widzenia maksymalizacji efektu finansowego (zysku). Główne decyzje przy budowie harmonogramu dotyczą doboru jednostek wytwórczych do pracy. Trzeba zdecydować kiedy poszczególne jednostki będą włączane (uruchamiane) i wyłączane (odstawiane). Obowiązek i odpowiedzialność w zakresie spełniania ograniczeń technicznych spoczywają na wytwórcy. Dlatego w modelach planowania krótkoterminowego, ograniczenia techniczne przyjmuje się jako sztywne więzy do procesu optymalizacji (Hobbs i in., 2001).

Problem doboru jednostek wytwórczych dotyczy grupy jednostek  $j \in \mathcal{J}$ , dla których określany jest harmonogram pracy w poszczególnych jednostkach czasu (godzinach)  $h \in \mathcal{H}$  w ramach ustalonego horyzontu. Dla modelowania głównych decyzji doboru jednostek wprowadzamy dwa zbiory binarnych zmiennych  $v_{jh}$  i  $r_{jh}$ , określonych dla każdej jednostki wytwórczej i każdej godziny w ramach horyzontu:

$$v_{jh} = \begin{cases} 1, & \text{gdy jednostka } j \text{ jest zaplanowana do pracy w godzinie } h \\ 0, & \text{w przeciwnym przypadku} \end{cases}$$

$$r_{jh} = \begin{cases} 1, & \text{gdy jednostka } j \text{ ma zakończony rozruch w godzinie } h \\ 0, & \text{w przeciwnym przypadku} \end{cases}$$

Wprowadzone zmienne muszą spełniać następujące ograniczenia:

$$v_{jh} - v_{j,h-1} \leq r_{jh} \leq v_{jh}, \quad \forall j, h, \quad (1)$$

$$v_{j,h-1} + \sum_{t=0}^{T_j} r_{j,h+t} \leq 1, \quad \forall j, h, \quad (2)$$

$$\sum_{h=0}^{T_j^0} r_{jh} = 0, \quad \forall j, \quad (3)$$

gdzie:  $T_j$  – technologiczny czas rozruchu jednostki  $j$ ;  
 $T_j^0$  – najwcześniejszy moment kiedy jednostka  $j$  może być przydzielona do pracy.

Nierówności (1) gwarantują, że z warunku  $v_{jh} - v_{j,h-1} = 1$  (jednostka  $j$  zaplanowana do pracy w godzinie  $h$  i nie zaplanowana w godzinie  $h-1$ ) wynika  $r_{jh} = 1$  (rozruch jednostki  $j$  zakończony w godzinie  $h$ ), i jednocześnie z  $r_{jh} = 1$  wynika  $v_{jh} = 1$  (jednostka  $j$  zaplanowana do pracy w godzinie  $h$ ). Ograniczenia (2) wymuszają uwzględnianie technologicznych czasów rozruchów, a nierówności (3) określają warunki początkowe przez wprowadzenie najwcześniejszego czasu (od początku horyzontu planowania) kiedy jednostka  $j$  może być zaplanowana do pracy. Nierówności (1)–(3) opisują jedynie podstawowe ograniczenia doboru jednostek wytwórczych do pracy (Hobbs i in., 2001). Wprowadzone binarne zmienne decyzyjne pozwalają jednak na modelowanie różnych dodatkowych wymagań.

Dla modelowania decyzji rozdziału obciążeń wprowadzamy ciągle zmienne decyzyjne  $P_{jh}$  wyrażające wielkości mocy generowanej przez jednostkę  $j$  w godzinie  $h$ . Wartość  $P_{jh}$  (jeżeli różna od 0) musi zawsze należeć do zakresu mocy danej jednostki. Jest zapisywane za pomocą następujących nierówności:

$$P_j^l v_{jh} \leq P_{jh} \leq P_j^u v_{jh} \quad \forall j, h, \quad (4)$$

gdzie:  $P_j^u$  – górny zakres mocy jednostki  $j$ ;  
 $P_j^l$  – dolny zakres mocy jednostki  $j$ .

Dla określenia kryterium optymalizacji potrzebny jest model kosztów generacji dla poszczególnych harmogramów pracy jednostek. Koszty generacji są określone przez następujące wielkości:

$K_0$  – całkowity koszt stały wytwórcy;  
 $b_j$  – koszt rozruchu jednostki  $j$ ;  
 $K_{jh}$  – (zmienny) koszt generacji jednostki  $j$  w godzinie  $h$ .

O ile wielkości  $K_0$  i  $b_j$  są danymi parametrami, to  $K_{jh}$  jest zmienną stanu reprezentującą koszt generacji zależny od planowanej mocy generowanej przez jednostkę  $j$  w godzinie  $h$ . To znaczy  $K_{jh} = K_j(P_{jh})$ , gdzie  $K_j$  jest funkcją wyrażającą zmienny koszt generacji dla jednostki  $j$ . Zakładamy przedziałami liniową, wypukłą funkcję kosztu zmiennego:

$$K_j(P_{jh}) = \begin{cases} 0, & \text{jeżeli } P_{jh} = 0 \\ A_j^k P_{jh} + B_j^k, & \text{jeżeli } P_{jh} \in I^k \end{cases}$$

gdzie:  $A_j^k$  – nachylenie  $k$ -tego segmentu liniowego funkcji kosztu;  
 $B_j^k$  – przesunięcie  $k$ -tego segmentu liniowego funkcji kosztu;  
 $I^k$  – przedział mocy dla  $k$ -tego segmentu liniowego.

Stąd, zmienne koszty  $K_{jh}$  mogą być definiowane w modelu za pomocą następujących nierówności:

$$K_{jh} \geq A_j^k P_{jh} + B_j^k v_{jh}, \quad \forall j, k, h. \quad (5)$$

Dla lepszego modelowania ciepłych jednostek wytwórczych mogą być wprowadzone niewypukłe (przedziałami liniowe) funkcje zmiennych kosztów generacji (Arroyo i Conejo, 2000).

Gdy proces ofertowy jest zakończony i znane są jego wyniki, możliwe jest obliczenie całkowitego zysku wytwórcy stosującego konkretny harmonogram pracy jednostek:

$$z = \sum_h \sum_j (c_h P_{jh} - K_{jh} - b_j r_{jh}) - K_0, \quad (6)$$

gdzie:  $z$  – zmienna reprezentująca całkowity zysk wytwórcy;  
 $c_h$  – cena energii w godzinie  $h$ .

Wzór (6) może być stosowany do poszukiwania optymalnego rozdziału obciążeń pomiędzy poszczególne jednostki wytwórcze, gdy znane są ostateczne wyniki (ceny i wielkość obrotu) procesu ofertowego. Wytwórca stara się wtedy zmaksymalizować zysk z dostawy uzgodnionych ilości energii przy jednoczesnym spełnieniu wszystkich ograniczeń technicznych. Taki problem planowania jest zadaniem programowania liniowego (PL) zawierającym pewną liczbę całkowitych zmiennych decyzyjnych (mieszane całkowitoliczbowe PL). W rozważanym przez nas przypadku wytwórcy zarządzającego kilkoma jednostkami, są to zadania niewielkich rozmiarów, które mogą być efektywnie rozwiązywane za pomocą standardowych solverów mieszanego całkowitoliczbowego programowania liniowego.

Sformułowany model planowania krótkoterminowego opiera się na maksymalizacji zysku  $z$  jako funkcji decyzji generacyjnych. Wszystkie parametry modelu są traktowane jako znane stałe, co prowadzi do deterministycznego zysku. W rozpatrywanym przez nas procesie decyzyjnym wszystkie dane dotyczą przyszłości i dlatego są obarczone niepewnością. Niepewność cen energii jest tu kluczowa, ponieważ wprowadza ona bezpośrednio element ryzyka do określenia zysku. Dlatego też proponujemy stochastyczny model planowania produkcji energii przy niepewnych cenach jako podstawę systemu wspomaganego decyzji. Taki model może być wykorzystywany do wspomaganie budowy ofert na poszczególne segmenty rynku.

Dla wprowadzenia niepewności cen do modelu wykorzystujemy podejście scenariuszowe (Rockafellar i Wets, 1991; Andrews, 1995). To znaczy, określony jest zbiór  $S$  możliwych scenariuszy cen energii. Każdy scenariusz  $s \in S$  ma określone prawdopodobieństwo wystąpienia  $p_s$ . Stąd, zysk jest reprezentowany jako dyskretna zmienna losowa  $Z$  określona wartościami realizacji  $z_s$  przy poszczególnych scenariuszach  $s \in S$ . Wartość zysku  $z_s$ , przy danym scenariuszu cen, jest zmienną skalarną wyrażoną deterministycznym wzorem (6) z cenami zdefiniowanymi zgodnie z danym scenariuszem. To znaczy,

$$z_s = \sum_h \sum_j (c_h^s P_{jh} - K_{jh} - b_j r_{jh}) - K_0, \quad \forall s \in S, \quad (7)$$

gdzie  $c_h^s$  oznacza rynkową cenę energii w godzinie  $h$  przy scenariuszu  $s$ , a pozostałe parametry są określone zgodnie z modelem deterministycznym.

Najprostsze podejście do optymalizacji w warunkach niepewności polega na maksymalizacji wartości oczekiwanej (średniej) zysku:

$$\bar{z} = \mathbb{E}\{Z\} = \sum_{s \in S} z_s p_s. \quad (8)$$

Niestety taki prosty deterministyczny odpowiednik stochastycznego problemu decyzyjnego pomija istotne aspekty ryzyka. Kryterium maksymalizacji wartości średniej jednakowo traktuje gwarantowany zysk o ustalonej wartości jak i niepewną loterię możliwych wysokich strat albo wysokich zysków o tej samej wartości oczekiwanej co gwarantowany zysk. Dlatego wprowadza się miary ryzyka jako dodatkowe kryteria. Dla rozważanego stochastycznego problemu planowania planowania pracy jednostek wytwórczych, formułujemy jego deterministyczny odpowiednik oparty na wielokryterialnej optymalizacji następujących funkcji celu:

- średni zysk (maksymalizowany);
- średnia strata (minimalizowana);
- semiodchylenie przeciętne (minimalizowane);
- najgorsza realizacja zysku (maksymalizowana);
- miara CVaR (maksymalizowana).

O ile pierwsze kryterium reprezentuje wartość oczekiwaną zysku, wszystkie pozostałe dotyczą ryzyka. Średnia (przeciętna) strata jest miarą ryzyka określoną wzorem:

$$\bar{\delta}_0(Z) = \mathbb{E}\{\max\{-Z, 0\}\} = \sum_{s \in S} \max\{-z_s, 0\} p_s. \quad (9)$$

Semiodchylenie przeciętne mierzy dolne ochylenie od wartości oczekiwanej:

$$\bar{\delta}(Z) = \mathbb{E}\{\max\{\bar{z} - Z, 0\}\} = \sum_{s \in S} \max\{\bar{z} - z_s, 0\} p_s \quad (10)$$

i jest równe połowie bezwzględnego odchylenia przeciętnego,  $\bar{\delta}(Z) = \frac{1}{2} \mathbb{E}\{|\bar{z} - Z|\}$ .

Miary średniej straty i semiodchylenia przeciętnego definiują pewne miary średniego ryzyka nie pozwalając na odpowiednie wyróżnienie scenariuszy ekstremalnych. Dlatego wprowadziliśmy dodatkowe ekstremalne miary ryzyka dla podkreślenia konsekwencji bardziej pesymistycznych scenariuszy (Haimes, 1993). Jest to wartość najgorszej realizacji:

$$\underline{z} = \min_{s \in S} z_s \quad (11)$$

i najgorsza średnia warunkowa, nazywana miarą CVaR (ang. *Conditional Value-at-Risk*). Dla ustalonego poziomu tolerancji  $0 < \beta \leq 1$ , miara CVaR jest zdefiniowana jako

$$\underline{z}^\beta = \frac{1}{\beta} \int_0^\beta F_Z^{(-1)}(\alpha) d\alpha = \max_{\eta \in \mathbb{R}} \left( \eta - \frac{1}{\beta} \mathbb{E}\{\max\{\eta - Z, 0\}\} \right), \quad (12)$$

gdzie  $F_Z^{(-1)}(p) = \inf \{\eta : F_Z(\eta) \geq p\}$  jest lewostronnie ciągłą uogólnioną odwrotnością dystrybuanty  $F_Z$ . W naszym systemie wykorzystujemy jako kryterium optymalizacji miarę CVaR dla poziomu tolerancji  $\beta = 0.05$ .

Dla ujednoczenia opisu modelu, minimalizowane kryteria zastępujemy odpowiednimi uzupełnieniami podlegającymi maksymalizacji. I tak, zamiast minimalizacji średniej straty  $\bar{\delta}_0(Z)$  będziemy maksymalizować funkcję

$$z^- = 0 - \bar{\delta}_0(Z) = \mathbb{E}\{\min\{Z, 0\}\} = \sum_{s \in S} \min\{z_s, 0\}p_s, \quad (13)$$

wyrażającą średni zysk w przypadku strat. Podobnie, minimalizację semiodchylenia przeciętnego  $\bar{\delta}(Z)$  zastąpimy maksymalizacją funkcji

$$\bar{z}^u = \bar{z} - \bar{\delta}(Z) = \mathbb{E}\{\min\{Z, \bar{z}\}\} = \sum_{s \in S} \min\{z_s, \bar{z}\}p_s, \quad (14)$$

wyrażającej tzw. dolną średnią zysku. Z tak zmodyfikowanymi funkcjami celu otrzymujemy zadanie maksymalizacji wielokryterialnej:

$$\max \{ \mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_m) \mid \mathbf{q} \in \mathcal{Q} \}, \quad (15)$$

gdzie:  $q_1 = \bar{z}$ ,  $q_2, \dots, q_m$  reprezentują poszczególne miary ryzyka, a  $\mathcal{Q}$  jest zbiorem ocen osiągalnych. W dalszych rozważaniach koncentrujemy się na przypadku  $m = 5$  i  $q_2 = z^-$ ,  $q_3 = \bar{z}^u$ ,  $q_4 = \underline{z}$ ,  $q_5 = \underline{z}^\beta$ . Możliwe jest jednak rozszerzenie modelu, na przykład przez użycie miar CVaR dla różnych poziomów tolerancji. Zastosowanie w modelu (15) czterech różnych miar ryzyka umożliwi modelowanie różnych preferencji decydenta odnośnie ryzyka. Istotne jest przy tym, że model (15) zachowuje zgodność z relacją dominacji stochastycznej drugiego rzędu (Ogryczak i Ruszczyński, 1999). Ponadto, wszystkie kryteria w modelu (15) mogą być wyrażone za pomocą zależności PL.

### 3. Interaktywna analiza wielokryterialna

W wielokryterialnym modelu (15) poszczególne schematy generacji energii są oceniane za pomocą wektorów  $\mathbf{q} = (q_1, q_2, \dots, q_m)$  reprezentujących średni zysk i cztery miary ryzyka. Naszym celem jest operacyjne użycie analizy wielokryterialnej w ramach odpowiedniej analizy interaktywnej, ułatwiającej decydentowi wybór jednego rozwiązania efektywnego do implementacji. W oparciu o podawane przez decydenta wartości pewnych parametrów sterujących, wyznaczane są różne rozwiązania efektywne do analizy przez decydenta. Istotne jest tu aby analiza interaktywna gwarantowała spełnienie postulatu zupełności parametryzacji zbioru rozwiązań efektywnych, czyli aby dla każdego niezdominowanego wektora ocen istniał zestaw wartości parametrów sterujących, przy których zostanie wyznaczone rozwiązanie efektywne generujące ten wektor ocen. Można to osiągnąć za pomocą tzw. quasi-satysfakcjonującego podejścia do zadań wielokryterialnych. Najlepszą formalizacją tego podejścia jest metoda punktu odniesienia wprowadzona przez Wierzbickiego (1982) i dalej rozwijana w licznych zastosowaniach (Lewandowski i Wierzbicki, 1989; Wierzbicki i in., 2000).

W naszym systemie wykorzystujemy przedziałową metodę punktu odniesienia (Ogryczak, 1997). Jest to technika interaktywna działająca według następujących reguł. Decydent określa swoje wymagania w terminach dwóch punktów odniesienia:  $\mathbf{q}^a = (q_1^a, \dots, q_m^a)$  i  $\mathbf{q}^r = (q_1^r, \dots, q_m^r)$ . Pierwszy z nich wyraża pożądane (optymistyczne)



wartości poszczególnych kryteriów nazywane tradycyjnie poziomami aspiracji. Natomiast drugi wyraża wymagane (pesymistyczne) wartości poszczególnych kryteriów nazywane tradycyjnie poziomami rezerwacji. Na podstawie wyspecyfikowanych punktów odniesienia konstruowana jest skalaryzująca funkcja osiągnięcia. Maksymalizacja skalaryzującej funkcji osiągnięcia generuje rozwiązanie efektywne zadania wielokryterialnego. Rozwiązanie to jest prezentowane decydentowi do akceptacji lub jako podstawa do modyfikacji punktów odniesienia.

Skalaryzująca funkcja osiągnięcia przyjmuje postać (Wierzbicki, 1982):

$$a(\mathbf{q}) = \min_{1 \leq i \leq m} \{a_i(q_i, q_i^a, q_i^r)\} + \varepsilon \sum_{i=1}^m a_i(q_i, q_i^a, q_i^r), \quad (16)$$

gdzie  $\varepsilon$  jest arbitralnie małą stałą dodatnią, a  $a_i : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ , dla  $i = 1, 2, \dots, m$ , są indywidualnymi funkcjami osiągnięcia mierzącymi osiągnięcia pojedynczych wskaźników  $q_i$  w sensie odpowiednich poziomów  $q_i^a$  i  $q_i^r$ . Indywidualna funkcja osiągnięcia  $a_i$  może być interpretowana jako pewna znormalizowana miara niezadowolenia decydenta z aktualnej wartości  $i$ -tego wskaźnika. Jest to ściśle rosnąca funkcją zmiennej  $q_i$  z wartością  $a_i = 1$  przy  $q_i = q_i^a$ , a  $a_i = 0$  dla  $q_i = q_i^r$ . Różne funkcje spełniają te wymagania i mogą być stosowane w metodach punktu odniesienia (Wierzbicki i in., 2000). My stosujemy przedziałami liniową indywidualną funkcję odniesienia (Ogryczak, 1997):

$$a_i(q_i, q_i^a, q_i^r) = \begin{cases} \gamma & (q_i - q_i^r)/(q_i^a - q_i^r), & \text{dla } q_i \leq q_i^r \\ & (q_i - q_i^r)/(q_i^a - q_i^r), & \text{dla } q_i^r < q_i < q_i^a \\ \alpha & (q_i - q_i^a)/(q_i^a - q_i^r) + 1, & \text{dla } q_i \geq q_i^a \end{cases}, \quad (17)$$

gdzie  $\alpha$  i  $\gamma$  są ustalonymi parametrami spełniającymi warunek  $0 < \alpha < 1 < \gamma$ . Tak określona indywidualna funkcja osiągnięcia jest ściśle rosnąca i wklęsła. Dzięki temu, maksymalizacja skalaryzującej funkcji osiągnięcia (16) może być zapisana w postaci zadania PL.

Dla ilustracji działania metody punktu odniesienia w zastosowaniu do wprowadzonego wielokryterialnego modelu planowania produkcji energii, przedstawiamy przykładowy przebieg analizy interaktywnej na małym problemie testowym. Dane dla rozważanego problemu planowania krótkoterminowego są oparte na rzeczywistych parametrach wytwórcy zarządzającego czterema jednostkami cieplnymi o mocy 180 MW każda. Dla każdej jednostki funkcja kosztów zmiennych jest wypukła i przybliżana trzema odcinkami liniowymi. Średni koszt zmienny jest równy około 43 PLN/MWh, a koszt rozruchu wynosi 3500 PLN. Jednostki mają minimalny poziom generacji równy 60 MW, a minimalny czas rozruchu 5 godzin. Na początku horyzontu planowania wszystkie jednostki przyjmuje się za wyłączone, ale mogą być natychmiast włączone w chwili 0. Horyzont planowania obejmuje 48 godzin. Rynkowe ceny energii są prognozowane w postaci 100 jednakowo prawdopodobnych scenariuszy. We wszystkich scenariuszach ceny zachowują zmienność dobową z najniższą ceną (w nocy) nie mniejszą niż 23 PLN, najwyższą ceną (dzienny szczyt) nie większą niż 150 PLN, i średnią ceną dobową 75 PLN.

Wytwórca jako decydent musi ustalić plan pracy jednostek, tak aby maksymalizować zysk ze sprzedaży energii przy uwzględnieniu niepewności cen rynkowych. Rozważamy

Tablica 1: Macierz realizacji celów z wektorami utopii i nadiru

Optymalizowane kryterium		Rozwiązania efektywne				
		$\bar{z}$	$z^-$	$\underline{z}$	$\underline{z}^\beta$	$\bar{z}^u$
Średni zysk	$\bar{z}$	959 026	20 153	-354 521	-289 432	681 274
Średnia strata	$z^-$	498 814	0	0	22 520	402 320
Najgorszy zysk	$\underline{z}$	285 258	0	52 950	60 461	228 772
CVaR	$\underline{z}^\beta$	310 233	0	49 484	63 603	248 932
Dolna średnia	$\bar{z}^u$	933 625	12 586	-258 897	-201 745	697 641
Utopia		959 026	0	52 950	63 603	697 641
Nadir		285 258	20 153	-354 521	-289 432	228 772

maksymalizację średniego zysku, minimalizację średniej straty oraz maksymalizację najgorszego zysku, wartości CVaR (dla poziomu tolerancji  $\beta = 5\%$ ) i dolnej średniej zysku. Jako pierwszy krok analizy wielokryterialnej stosujemy jednokryterialną optymalizację względem każdego kryterium z osobna. W wyniku optymalizacji powstaje tak zwana macierz realizacji celów (tablica 1), zawierająca wartości wszystkich wskaźników (kolumny) otrzymywane podczas rozwiązywania poszczególnych problemów jednokryterialnych (wiersze). Macierz realizacji celów generuje wektor utopii reprezentujący najlepsze wartości każdego kryterium rozpatrywanego osobno. Z macierzy realizacji celów można wyznaczyć również tzw. wektor nadiru, wyrażający najgorsze wartości dla każdego kryterium odnotowane podczas poszczególnych optymalizacji jednokryterialnych. Składowe wektora nadiru nie muszą wyrażać najgorszych wartości odpowiednich funkcji oceny na całym zbiorze rozwiązań efektywnych, tym niemniej są zwykle stosowane jako przybliżenia tych wartości. Analizując tablicę 1 widzimy, że wartości wskaźników zmieniają się znacznie w zależności od wybranego kryterium optymalizacji. Maksymalizacja średniego zysku pozostaje w silnym konflikcie ze wszystkimi trzema miarami ekstremalnego ryzyka (najgorsza realizacja, CVaR i średnia strata), podczas gdy jest ona dość zgodna z maksymalizacją dolnej średniej zysku.

Tablica 2: Interaktywne poszukiwanie satysfakcjonującego rozwiązania

Iteracja		Średni zysk $\bar{z}$	Średnia strata $z^-$	Najgorszy zysk $\underline{z}$	CVaR $\underline{z}^\beta$	Dolna średnia $\bar{z}^u$
1	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^r$	600 000	10 000	-150 000	-100 000	450 000
	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^a$	1 000 000	0	53 000	65 000	700 000
	<b>Rozwiązanie</b>	<b>726 756</b>	<b>2 386</b>	<b>-85 671</b>	<b>-47 713</b>	<b>568 035</b>
2	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^r$	600 000	0	-10 000	0	450 000
	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^a$	1 000 000	-1 000	53 000	65 000	700 000
	<b>Rozwiązanie</b>	<b>532 998</b>	<b>168</b>	<b>-10 720</b>	<b>13 321</b>	<b>429 753</b>
3	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^r$	600 000	0	-10 000	0	450 000
	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^a$	1 000 000	-1 000	53 000	65 000	700 000
	<b>Rozwiązanie</b>	<b>549 498</b>	<b>278</b>	<b>-16 933</b>	<b>8 386</b>	<b>444 320</b>
4	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^r$	400 000	0	3 000	30 000	350 000
	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^a$	550 000	-30 000	100 000	100 000	600 000
	<b>Rozwiązanie</b>	<b>472 952</b>	<b>0</b>	<b>6 975</b>	<b>30 000</b>	<b>379 277</b>
5	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^r$	450 000	0	2 000	17 000	400 000
	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^a$	550 000	-20 000	100 000	100 000	600 000
	<b>Rozwiązanie</b>	<b>493 614</b>	<b>0</b>	<b>1 473</b>	<b>23 098</b>	<b>398 924</b>
6	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^r$	500 000	0	1 000	8 000	450 000
	Punkt odniesienia $\mathbf{q}^a$	800 000	-5 000	70 000	80 000	800 000
	<b>Rozwiązanie</b>	<b>516 771</b>	<b>67</b>	<b>-5 522</b>	<b>17 769</b>	<b>416 915</b>

Przebieg analizy interaktywnej przedstawia tablica 2. Na początku analizy (Iteracja 1) decydent określa w pewnym sensie neutralne preferencje (wektor  $\mathbf{q}^a$  bliski wartościom utopii i wektor  $\mathbf{q}^r$  w środku pomiędzy utopią a nadirem). Otrzymane rozwiązanie efektywne jest lepsze od podanych poziomów rezerwacji dla wszystkich wskaźników. Decydent uważa je jednak za zbyt ryzykowne z punktu widzenia wskaźników ekstremalnego ryzyka. Dlatego, ostrzejsze wymagania dla tych wskaźników są przyjęte w następnej iteracji. Dla średniej straty przyjęto  $q_i^r = 0$  i  $q_i^a = -1000$ . W wyniku otrzymujemy rozwiązanie efektywne (Iteracja 2) znacznie bardziej satysfakcjonujące w kategoriach wskaźników ryzyka, ale jednocześnie o ponad 20% gorsze w sensie średniego zysku. Zarówno średni zysk jak i dolna średnia zysku nie osiągnęły swoich poziomów rezerwacji. Decydent próbuje poprawić rozwiązanie koncentrując się na wskaźniku dolnej średniej zysku. Rozwiązanie wyznaczone w trzeciej iteracji przynosi kilkuprocentową poprawę średniego zysku i dolnej średniej zysku, ale znaczne pogorszenie pozostałych wskaźników.

Dalej, decydent analizuje konsekwencje stosowania bezpiecznych schematów generacji gwarantujących nie występowanie strat przy żadnym scenariuszu. W tym celu zwiększa dalej wymagania odnośnie ekstremalnych miar ryzyka, z jednoczesnym zmniejszeniem wymagań dla pozostałych kryteriów. Iteracje 4 i 5 generują rozwiązania z najgorszą realizacją zysku równą odpowiednio 6 975 PLN i 1 473 PLN. Jednakże, średni zysk w obu rozwiązaniach jest poniżej 500 000 PLN, co czyni je nieakceptowalnymi. Decydent czyni dalszą próbę znalezienia rozwiązania generującego wyższy średni zysk i niepowodującego jednocześnie drastycznych strat przy wystąpieniu pesymistycznych scenariuszy. Teraz ponownie otrzymujemy rozwiązanie (Iteracja 6) z możliwością strat, ale średnia strata wynosi tylko 67 PLN. Wszystkie wskaźniki ekstremalnego ryzyka mają znacznie lepsze wartości niż w przypadku Iteracji 2 i 3, podczas gdy średni zysk i dolna średnia zysku są tylko o około 5% gorsze. Wytwórca ostatecznie akceptuje to rozwiązanie.

Ostateczny wybór specyficznego rozwiązania zależy od preferencji decydenta. Przedstawiony przykład pokazuje jedynie jak przyjęta metodologia pozwala decydentowi poznawać możliwości decyzyjne w trakcie analizy interaktywnej i prowadzić poszukiwania satysfakcjonującego rozwiązania efektywnego. Dla przedstawionego przykładu obejmującego 4 jednostki wytwórcze harmonogramowane z horyzontem 48 godzin przy niepewnych cenach opisywanych 100 scenariuszami średni czas obliczeń (pojedynczej iteracji) wynosił około 100 sekund przy wykorzystaniu pakietu CPLEX (ILOG, 1997) na komputerze z procesorem Pentium III. Analiza dużo większych problemów związanych z harmonogramowaniem 12 jednostek z tygodniowym (168 godzin) horyzontem wymagało czasów obliczeń rzędu 10 minut. Pokazuje to, że wprowadzony model wielokryterialny może być efektywnie używany do interaktywnego wspomaganie decyzji uczestnika rynku energii elektrycznej.

#### 4. Podsumowanie

W pracy pokazano stochastyczny model krótkoterminowego planowania pracy jednostek wytwórczych, który może być efektywnie wykorzystywany jako kluczowy moduł systemu wspomaganie decyzji wytwórcy jako aktywnego uczestnika rynku energii elektrycznej. W modelu ograniczenia techniczne generacji tworzą mieszane całkowitoliczbowe zadanie programowania liniowego, a niepewność cen prowadzi do stochastycznej funkcji

celu. Niepewność jest modelowana za pomocą zbioru scenariuszy o określonych prawdopodobieństwach. Kilka miar ryzyka zostało wprowadzonych jako dodatkowe kryteria do modelowania preferencji wytwórcy względem ryzyka. Analiza interaktywna oparta na przedziałowej metodzie punktu odniesienia, zastosowana do problemu wielokryterialnego pozwala na wyznaczanie rozwiązań efektywnych dobrze dopasowanych do preferencji wytwórcy. Eksperymenty pokazują, że odpowiednie zadania obliczeniowe mogą być efektywnie rozwiązywane przy wykorzystaniu standardowego oprogramowania opartego na metodzie podziału i ograniczeń.

### Bibliografia

- Andrews C.J. (1995) Evaluating risk management strategies in resource planning. *IEEE Trans. on Power Systems*, **10**, 420–426.
- Arroyo J.M., Conejo A.J. (2000) Optimal response of a thermal unit to an electricity spot market. *IEEE Trans. on Power Systems*, **15**, 1098–1104.
- Fosso O.B., Gjelsvik A., Haugstad A., Wangensteen M.B. (1999) Generation scheduling in a deregulated system. *IEEE Trans. on Power Systems*, **14**, 75–80.
- Haimes Y.Y. (1993) Risk of extreme events and the fallacy of the expected value. *Control and Cybernetics*, **22**, 7–31.
- Hobbs B.F., Rothkopf M.H., O'Neill R.P., Chao H.P., red. (2001) *The Next Generation of Electric Power Unit Commitment Models*. Kluwer, Dordrecht.
- ILOG Inc. (1997) *Using the CPLEX Callable Library*. ILOG Inc., Incline Village.
- IMPAQ Inc. (2001) *I-enviser*. IMPAQ Information Management Inc., Warszawa.
- Johnsen T.A. (2001) Demand, generation and price in the Norwegian market for electric power. *Energy Economics*, **23**, 227–251.
- Kaleta M., Toczyłowski E., Żółtowska I. (2001) Analiza metod wspomagania decyzji uczestników rynku energii elektrycznej na przykładzie systemu I-enviser. W: *Rynek energii elektrycznej — Mat. VIII konf. naukowo-techn.*, Kazimierz Dolny, 69–76.
- Lewandowski A., Wierzbicki A.P., red. (1989) *Aspiration Based Decision Support Systems — Theory, Software and Applications*. Springer, Berlin.
- Mileńko I., Toczyłowski E. (2000) Wspomaganie indywidualnego planowania generacji na rynku energii elektrycznej. Materiały *VII Konf. Rynek Energii Elektrycznej*, Kazimierz Dolny, 63–70.
- Ogryczak W. (1997) *Wielokryterialna optymalizacja liniowa i dyskretna*. Wyd. Uniwersytetu Warszawskiego, Warszawa.
- Ogryczak W., Ruszczyński A. (1999) From stochastic dominance to mean-risk models: semideviations as risk measures. *European J. of Oper. Res.*, **116**, 33–50.
- Rockafellar R.T., Wets R.J.-B. (1991) Scenarios and policy aggregation in optimization under uncertainty. *Mathematics of Operations Research*, **16**, 119–147.
- Toczyłowski E., Mileńko I. (2000) Optymalizacja generacji elektrowni cieplnej w warunkach ryzyka rynkowego. *Zesz. Nauk. Pol. Śl., s. Automatyka*, **z. 130**, 141–148.
- Wierzbicki A.P. (1982) A mathematical basis for satisficing decision making. *Mathematical Modelling*, **3**, 391–405.
- Wierzbicki A.P., Makowski M., Wessels J., red. (2000) *Model Based Decision Support Methodology with Environmental Applications*. Kluwer, Dordrecht.