

Konstancja Poradowska

Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu

MODELE SUBIEKTYWNE W KONSTRUKCJI PROGNOZ DŁUGOOKRESOWYCH

Wprowadzenie

Dynamiczny rozwój gospodarki, cywilizacji i postępu technologicznego stwarza potrzebę modelowania i prognozowania nowych zjawisk, czego potwierdzeniem może być wciąż wzrastająca w Polsce i na świecie popularność badań typu *foresight*. Główną przyczyną trudności bywa tu jednak brak dostatecznej liczby danych empirycznych, pozwalających na „klasyczną budowę” matematycznego modelu rzeczywistości. Rutynowym podejściem jest w takiej sytuacji wykorzystanie heurystycznych metod prognozowania, opartych na opiniach ekspertów, które mogą być zebrane np. za pomocą ankiety delfickiej. Badania pokazują jednak, że trafność prognoz formułowanych bezpośrednio przez ekspertów rzadko bywa zadowalająca, zwłaszcza w zestawieniu z prognozami otrzymanymi na podstawie formalnego modelu prognostycznego [12]. Trudności te nasilają się, gdy np. na potrzeby długookresowych scenariuszy rozwoju wymagana jest konstrukcja całej trajektorii prognoz, sięgającej wielu okresów naprzód – w przypadku badań *foresight* nawet kilkudziesięciu lat. Alternatywą dla „tradycyjnych” metod heurystycznych może być wówczas budowa tzw. formalnego modelu subiektywnego (modelu formalnego II rodzaju), którego parametry ocenia się na podstawie subiektywnej informacji pozyskanej od ekspertów. W zależności od zakresu posiadanej informacji może to być model przyczynowo-skutkowy [6; 7] lub model tendencji rozwojowej [4; 5; 14].

Wybrane aspekty budowy i praktycznego wykorzystania subiektywnych modeli prognostycznych stanowią podstawowy przedmiot rozważań zamieszczonych w niniejszym opracowaniu. Celem głównym jest wskazanie przydatności takich modeli w konstrukcji długookresowych prognoz i scenariuszy roz-

woju nowych technologii. Rozważania teoretyczne zostaną uzupełnione o realne przykłady analizy danych, pozyskanych w badaniu *foresight* „Zeroemisyjna gospodarka energią w warunkach zrównoważonego rozwoju Polski do 2050”, realizowanego przez Główny Instytut Górnictwa w Katowicach.

1. Subiektywne i obiektywne modele prognostyczne

Jedną z klasyfikacji metod prognozowania jest ich podział na metody ilościowe i jakościowe. Metody ilościowe są oparte na formalnych modelach prognostycznych (np. na modelach ekonometrycznych), zbudowanych na podstawie obiektywnych danych o kształtowaniu się zmiennej prognozowanej i zmiennych objaśniających w przeszłości. Przedstawienie zależności pomiędzy poszczególnymi zmiennymi w postaci matematycznego równania umożliwi rozwiązanie różnych scenariuszy rozwoju przyszłości. Takie modele uwzględniają jednak wyłącznie prawidłowości występujące w danych prognostycznych, stąd pozwalają osiągnąć dobre rezultaty, jeżeli w horyzoncie prognozy nie zajdą istotne zmiany w czynnikach wpływających na prognozowane zjawisko i w sposobie ich oddziaływania, a więc głównie w przypadku prognozowania krótkookresowego. Zdarzenia, które nie zostały zaobserwowane w przeszłości, lecz są oczekiwane w okresie prognozy mogą być uwzględnione poprzez zastosowanie jakościowych metod prognozowania. Metody jakościowe są oparte na subiektywnych sądach eksperckich, czyli na modelach myślowych (nieformalnych), których nie da się przedstawić w sformalizowanym języku matematyki. Praktyka pokazuje, że eksperci bywają często zbyt optymistami, dlatego prognozy powstałe wyłącznie na podstawie modeli myślowych mogą wykazywać tendencję do obciążoności* [1; 3; 8].

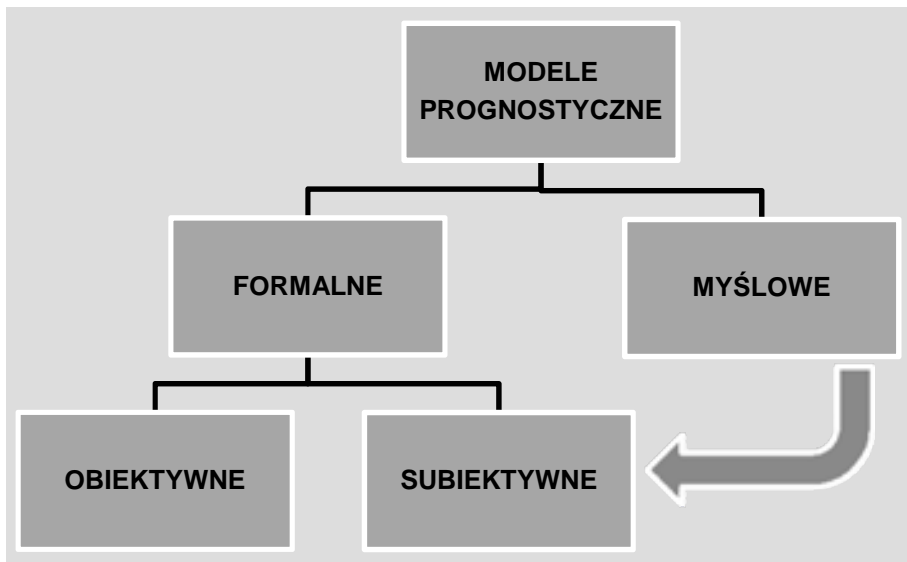
Rozważając wady i zalety obu rodzajów metod prognostycznych można dojść do wniosku, że aby przy formułowaniu prognozy uwzględnić wszystkie dostępne informacje zachodzi potrzeba integracji ilościowych i jakościowych metod prognozowania. Do procedur takiej integracji (obok kombinacji prognoz oraz ich korygowania [4, s. 190-191]) należy prognozowanie na podstawie subiektywnych modeli formalnych (modeli formalnych II rodzaju). Wartości parametrów takich modeli, w przeciwieństwie do powszechnie stosowanych obiektywnych modeli formalnych, nie są szacowane klasycznymi metodami statys-

* To znaczy błędy wyznaczonych przez eksperta prognoz bywają jednokierunkowe – prognozy są systematycznie przeszacowywane lub niedoszacowywane.

tycznymi, lecz określane na podstawie ocen ekspertów, a zatem z użyciem modeli myślowych. Klasyfikację modeli prognostycznych przyjętą w prezentowanym opracowaniu przedstawiono na rys. 1.

Modele subiektywne w konstruowaniu prognoz są szczególnie użyteczne, gdy:

- sądy ekspertów wskazują, że zaobserwowane dotychczas prawidłowości mogą zaniknąć w przyszłości,
- prognosta nie dysponuje danymi pozwalającymi na szacowanie parametrów modelu metodami statystycznymi, np. gdy prognoza dotyczy zjawiska nowego.



Rys. 1. Schemat klasyfikacji modeli prognostycznych

2. Subiektywne modele tendencji rozwojowej

Znane z literatury przedmiotu subiektywne modele tendencji rozwojowej służą do opisu dynamiki sprzedaży nowych produktów [4; 5; 14]. Prognosta przyjmuje założenie o postaci funkcyjnej modelu w oparciu o spodziewany kształt krzywej życia produktu. Wykorzystywane są w tym celu następujące funkcje:

1) liniowa:

$$Y_t = \alpha + \beta t \quad (1)$$

2) wykładnicza:

$$Y_t = \alpha(1 + g)^t \quad (2)$$

oraz, jeśli dodatkowo przyjmuje się założenie o skończonym potencjale rynku:

3) wykładnicza odwrotnościowa (z asymptotą poziomą):

$$Y_t = \alpha - \beta g^t, \quad g < 1 \quad (3)$$

4) logistyczna:

$$Y_t = \frac{1}{\alpha - \beta g^t} \quad (4)$$

gdzie:

t – zmienna czasowa,

α, β, g – parametry modelu.

Oceny parametrów wyznacza się na podstawie sądów eksperta lub grupy ekspertów, które dotyczą:

- w przypadku funkcji liniowej i wykładniczej – wartości dwóch zmiennych losowych: wielkości sprzedaży w pierwszym okresie istnienia produktu na rynku (Y_1) oraz wielkości sprzedaży w jednym z późniejszych okresów, po ustabilizowaniu się (Y_n),
- w przypadku funkcji wykładniczej odwrotnościowej i logistycznej – wartości trzech zmiennych losowych: wielkości sprzedaży w pierwszym okresie istnienia produktu na rynku (Y_1), wielkości sprzedaży w jednym z późniejszych okresów (Y_n) oraz poziomu nasycenia rynku (Y_∞).

Formuły pozwalające na wyznaczenie parametrów α, β, g wraz z wykresami odpowiednich funkcji (1)-(2) przedstawiono w tab. 1. Prognozę y_T^* na dowolny okres $T > 1$ wyznacza się poprzez ekstrapolację zbudowanego modelu.

Tabela 1

Formuły ocen parametrów wybranych subiektywnych modeli tendencji rozwojowej

Postać funkcji trendu	Oceny parametrów modelu		
	α	β	g
Liniowa	$\alpha = y_1 - \beta$	$\beta = \frac{y_n - y_1}{n - 1}$	
Wykładnicza	$\alpha = \frac{y_1}{1 + g}$		$g = n-1 \sqrt{\frac{y_n}{y_1} - 1}$
Wykładnicza odwrotnościowa	$\alpha = y_\infty$	$\beta = \frac{\alpha - y_1}{g}$	$g = n-1 \sqrt{-\frac{y_n - \alpha}{\alpha - y_1}}$
Logistyczna	$\alpha = \frac{1}{y_\infty}$	$\beta = \frac{\alpha - \frac{1}{y_1}}{g}$	$g = n-1 \sqrt{-\frac{\frac{1}{y_n} - \alpha}{\alpha - \frac{1}{y_1}}}$

Szerszą prezentację zagadnienia prognozowania na podstawie subiektywnych modeli tendencji rozwojowej wraz z propozycjami oceny stopnia niepewności prognoz można znaleźć w pracy [10].

3. Wybrane modele dyfuzji innowacji

Pierwszym szeroko rozwiniętym teoretycznie modelem dyfuzji jest zaproponowany przez F.M. Bassa model wzrostu nowego produktu. Model ten stosowano do przewidywania dyfuzji innowacji w handlu detalicznym, technologii przemysłowej, rolnictwie oraz na rynku dóbr trwałego użytku. Bazuje on na założeniu, że istnieje analogia pomiędzy dyfuzją innowacji a rozprzestrzenianiem się epidemii [2]. Model Bassa można opisać za pomocą następującego równania różniczkowego:

$$\frac{dN(t)}{dt} = \left[p + \left(\frac{q}{M} \right) N(t) \right] [M - N(t)] \tag{5}$$

które ma rozwiązanie postaci:

$$N(t) = B(t, M, p, q) = M \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}} \quad (6)$$

gdzie:

$dN(t)/dt$ – tempo zmian w skumulowanej liczbie nabywców, którzy wdrożyli innowację w czasie t ,

$N(t)$ – ogólna liczba nabywców, którzy wdrożyli innowację w czasie t ,

M – potencjał rynkowy,

p – współczynnik innowacji (prawdopodobieństwo pierwszego zakupu przez grupę innowatorów),

q – współczynnik imitacji.

Pierwszy czynnik modelu (5) reprezentuje prawdopodobieństwo wdrożenia innowacji, drugi – liczbę potencjalnych nabywców, którzy jeszcze tego nie dokonali. W modelu przyjmuje się, że na skłonność do przyjęcia innowacji wpływają dwa podstawowe rodzaje środków komunikacji – masowa oraz ustna. Dzieli się zatem konsumentów na: innowatorów (którzy działają pod wpływem komunikacji masowej) oraz imitatorów (naśladowców, którzy działają pod wpływem komunikacji ustnej). Przy braku danych empirycznych z przeszłości, parametry p i q modelu Bassa można określić następująco [6]:

- na podstawie danych dotyczących produktów o analogicznym cyklu życia,
- przyjmując wartości *a priori*, np. $p = 0,003$, $q = 0,5^*$,
- na podstawie sądów eksperckich (wykorzystując np. uogólnioną metodę najmniejszych kwadratów).

Swego rodzaju rozwinięcie modelu Bassa stanowi model E.M. Rogersa [11], który dodatkowo wyjaśnia strukturę komunikacji pomiędzy grupami innowatorów i imitatorów. W modelu Rogersa zakłada się, że w związku z występowaniem w procesie dyfuzji relacji interpersonalnych krzywa adaptacji ma rozkład normalny. Wykorzystując parametry rozkładu normalnego Rogers skategoryzował konsumentów według tempa przyjmowania innowacji i podzielił ich na 5 grup: innowatorów, wczesnych naśladowców, wczesną większość, późną większość, maruderów [http://www.zie.pg.gda.pl/photo/upd/100111173052_wykreslistonic_large.jpg]. Model można opisać następującym równaniem:

* Przyjęcie takich wartości proponuje F. Bass na założonej przez siebie stronie internetowej o tematyce modeli Bassa [www.bassbasement.org]. Lilien i Rangaswamy przyjmują tu średnią wartość parametrów oszacowanych dla określonej grupy produktów.

$$\frac{dN(t)}{dt} = \frac{a \cdot M \cdot e^{-a(t-b)}}{[1 + e^{-a(t-b)}]^2} \quad (7)$$

którego rozwiązaniem jest krzywa logistyczna:

$$N(t) = L(t, M, a, b) = \frac{M}{1 + e^{-a(t-b)}} \quad (8)$$

gdzie:

$dN(t)/dt$ – tempo zmian w skumulowanej liczbie nabywców, którzy wdrożyli innowację w czasie t ,

$N(t)$ – ogólna liczba nabywców, którzy wdrożyli innowację w czasie t ,

M – potencjał rynkowy,

a, b – parametry modelu.

Zakładając, że rozwój zjawiska będzie się kształtował zgodnie z modelem Rogersa można tak sformułować pytania do ekspertów, aby otrzymać informację o punktach szczególnych modelu (zob. rys. 2), które posłużą do oceny parametrów a i b . W zależności od sytuacji można wybrać jeden spośród następujących zestawów pytań* [15]:

Zestaw I

1. W którym okresie (t^*) rynek innowacji osiągnie połowę potencjału? $\rightarrow b$.
2. Ile nowych jednostek w okresie t^* zaadaptuje innowację? $\rightarrow a$.

Parametry modelu wyznacza się tu z zależności:

$$\max \frac{dN(t)}{dt} = \frac{aM}{4} \quad \text{dla} \quad t = b \quad (9)$$

Zestaw II

1. W którym (możliwie krótkim) przedziale czasowym $[t_1, t_2]$ najwięcej nowych użytkowników wdroży innowację? $\rightarrow b$.
2. Jaka to będzie liczba (n) użytkowników? $\rightarrow a$.

Parametry modelu wyznacza się z zależności:

* W poszczególnych pytaniach po symbolu „ \rightarrow ” podano parametr, którego wartość otrzymuje się w wyniku odpowiedzi.

$$n \approx (t_2 - t_1) \frac{aM}{4}, \quad \frac{t_2 - t_1}{2} = b \quad (10)$$

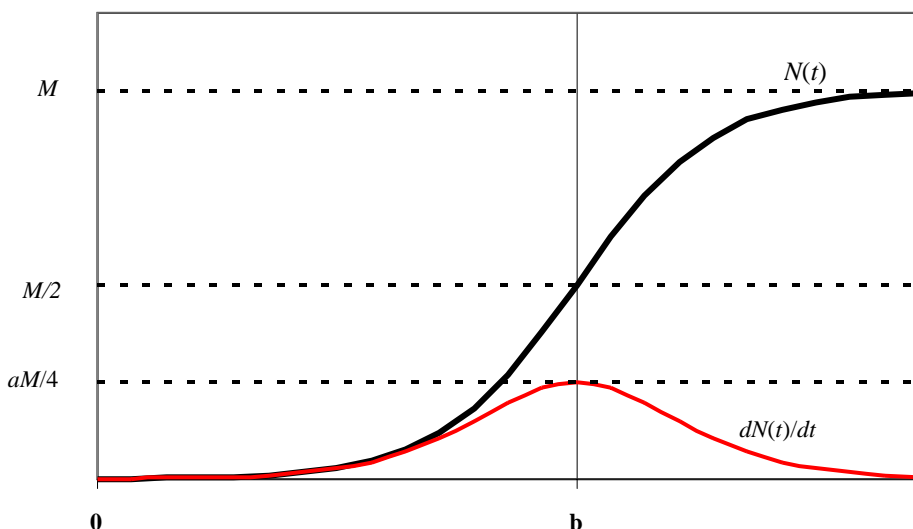
Zestaw III

1. W którym okresie (t_s) zostanie osiągnięte $u \cdot 100\%$ potencjału?
2. Jaki czas jest potrzebny (Δt), licząc od okresu t_s , aby osiągnąć $v \cdot 100\%$ potencjału?

Znając wartości t_s , Δt , u oraz v , parametry a i b wyznacza się ze wzorów:

$$a = \frac{1}{\Delta t} \left[\ln\left(\frac{1}{u} - 1\right) - \ln\left(\frac{1}{v} - 1\right) \right], \quad b = t_s + \Delta t \frac{\ln\left(\frac{1}{u} - 1\right)}{\ln\left(\frac{1}{u} - 1\right) - \ln\left(\frac{1}{v} - 1\right)} \quad (11)$$

Należy zauważyć, że model Rogersa pokrywa się z logistycznym modelem tendencji rozwojowej, opisanym równaniem (4), a na podstawie odpowiedzi na zestaw pytań III można również otrzymać wielkości służące do oceny parametrów modelu (zob. tab. 1). Jeżeli prognosta decyduje się na wykorzystanie subiektywnego modelu logistycznego można w zależności od sytuacji wybrać taki sposób oceny parametrów, aby ekspertom najłatwiej było określić wielkości niezbędne do ich wyznaczenia.



Rys. 2. Krzywe Rogersa oraz ich punkty szczególne

4. Subiektywne modele przyczynowo-skutkowe

W przypadku modeli przyczynowo-skutkowych prognosta na wstępie przyjmuje założenie o postaci funkcji $y_t = f(x_t)$ opisującej wpływ zmiennej objaśniającej X na zmienną prognozowaną Y w czasie t . W szczególności może to być funkcja liniowa, wykładnicza, wielomianowa, logarymiczna, logistyczna [6; 13]. Parametry są określane na podstawie odpowiedzi ekspertów na odpowiednio sformułowane pytania, np.:

1. Jaka jest aktualna/bazowa wartość zmiennych X i Y ?
2. Jakiego poziomu Y należałoby oczekiwać, gdyby wartość X została zredukowana do 0?
3. Jaki (maksymalny) poziom osiągnie Y przy nieograniczonym X ?
4. Ile wyniosłoby Y , gdyby X zwiększono/obniżono o 50%?*

Najlepiej znanym subiektywnym modelem przyczynowo-skutkowym jest tzw. model ADBUDG (Advertising Budget Model), zaproponowany przez Little'a [7] na potrzeby problemu decyzyjnego dotyczącego ustalenia optymalnych wydatków na reklamę.

Zależność wielkości sprzedaży (Y) od wydatków na reklamę (X) została tam opisana funkcją logistyczną jako:

$$y_t = f(x_t) = a + (b - a) \frac{x_t^c}{d + x_t^c} \quad (12)$$

Parametry a i b można otrzymać jako odpowiednie granice funkcji (12) na podstawie odpowiedzi na pytania 2 oraz 3:

$$a = \lim_{x_t \rightarrow 0} f(x_t), \quad b = \lim_{x_t \rightarrow \infty} f(x_t) \quad (13)$$

Parametry c i d są rozwiązaniem układu równań:

$$\begin{cases} a + (b - a) \frac{x_0^c}{d + x_0^c} = y_0 \\ a + (b - a) \frac{(1,5 \cdot x_0)^c}{d + (1,5 \cdot x_0)^c} = y_1 \end{cases} \quad (14)$$

gdzie: x_0, y_0 to wartości bazowe zmiennych X i Y otrzymane w wyniku odpowiedzi na pytanie 1, natomiast y_1 to wartość Y określona w pytaniu 4.

* Zamiast 50% można zapytać o inną wartość, jeżeli w danej sytuacji prognostycznej byłaby ona bliższa intuicji ekspertów.

5. Przydatność modeli w badaniach foresight – przykłady

Przedstawione modele dyfuzji zostały wykorzystane do konstrukcji prognoz rozwoju nowych technologii energetycznych na potrzeby badania foresight: „Zeroemisyjna gospodarka energią w warunkach zrównoważonego rozwoju Polski do 2050”, prowadzonego w Głównym Instytucie Górnictwa w Katowicach^{*}. Poniżej przedstawiono wybrane wyniki dotyczące rozwoju technologii OZE.

We wcześniejszych etapach badania foresight panele ekspertów dostarczyły ocen:

- wielkości produkcji energii z OZE w Polsce w latach 2010, 2020, 2050,
- rynkowego potencjału energetycznego M dla poszczególnych źródeł energii do 2050 r.

Na podstawie tych informacji dla rozwoju poszczególnych technologii OZE zostały wyznaczone wykładnicze odwrotnościowe modele tendencji rozwojowej oraz modele dyfuzji: Rogersa^{**} i Bassa. Opinie ekspertów oraz otrzymane oceny parametrów modeli przedstawiono w tab. 2.

Tabela 2

Opinie ekspertów dotyczące rozwoju technologii OZE oraz wyznaczone na ich podstawie oceny parametrów modeli dyfuzji

Technologia OZE	Opinie ekspertów			Model wykładniczy odwrotnościowy			Model Rogersa		Model Bassa	
	2010 r.	2020 r.	2050 r.	M	β	g	a	b	p	q
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Kolektory słoneczne płaskie/próżniowe	66	2350	4000	5500	5738,53	0,95	0,41	11,71	0,04	0
Fotowoltaika	1,3	450	1000	4000	4046,58	0,99	0,60	14,46	0,01	1E-14
Energetyka wodna klasyczna i szczytowa	2200	2800	10000	12500	10362,00	0,99	0,03	52,25	0,02	0,03
Energetyka wiatrowa wielkiej skali	1400	14000	22000	25000	25472,05	0,93	0,31	10,21	0,07	1E-09
Pompy ciepła i geotermia	320	2700	25000	50000	24931,54	0,99	0,22	24,12	0,01	0,12

* Nr POIG.01.01.01-00-007/08.

** Wartości teoretyczne otrzymane na podstawie modelu Rogersa pokrywają się z wartościami teoretycznymi logistycznego modelu tendencji rozwojowej (4).

cd. tabeli 2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Mikro-generacja na bazie biomasy	0,001	10	25	50	51,13	0,98	0,94	12,47	0,02	1E-11
Mikro-energetyka wiatrowa	0,001	1	10	20	20,10	0,99	0,70	15,23	0,01	1E-08

Wielkości dla mikrogeneracji na bazie biomasy zostały określone w MWh, dla pozostałych technologii w GWh.

Parametry modelu wykładniczego odwrotnościowego wyznaczono na podstawie formuł zawartych w tab. 1. Jako y_1 przyjęto wielkości produkcji energii określone przez ekspertów dla 2010 r., jako y_n ($n = 11$) wielkości określone dla 2020 r., natomiast y_∞ to odpowiednie potencjały M .

Do oceny parametrów modelu Rogersa wykorzystano zestaw pytań III. Wartości określone przez ekspertów zostały tak przeliczone, aby za okres t_s , występujący w pierwszym pytaniu przyjęto 2010 r. Następnie dla każdej technologii obliczono, jaką część potencjału rynkowego stanowi wartość określona dla 2010 r., otrzymując w ten sposób wartość u . Podobnie postąpiono z wartością dla 2020 r., otrzymując w ten sposób wartość v oraz przedział Δt , wynoszący 10 lat. Parametry a i b obliczono z formuł (11).

Parametry modelu Bassa oceniono na podstawie wszystkich czterech wartości określonych przez ekspertów dla poszczególnych technologii. Wstępnie przyjęto $p = 0,003$, $q = 0,5$. Po wyznaczeniu wartości teoretycznych na lata 2010-2050 wielkości p i q zostały tak skorygowane, aby zminimalizować średnią ważoną kwadratów odchyleń:

$$\alpha = 0,5 \cdot (y_{2010} - \hat{y}_{2010})^2 + 0,3 \cdot (y_{2020} - \hat{y}_{2020})^2 + 0,2 \cdot (y_{2050} - \hat{y}_{2050})^2 \quad (15)$$

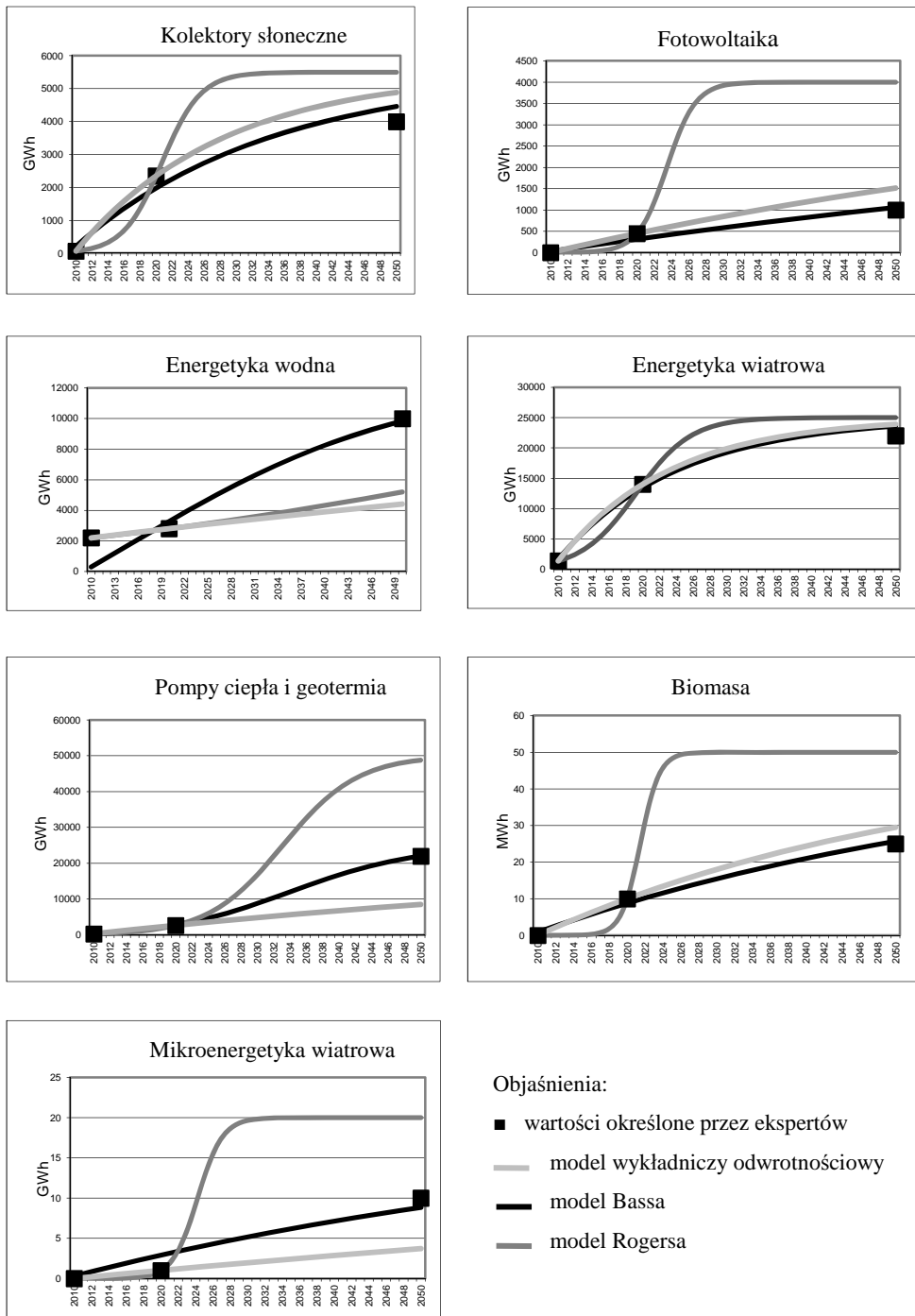
gdzie:

$y_{2010}, y_{2020}, y_{2050}$ – wartości określone przez ekspertów odpowiednio na lata 2010, 2020, 2050,

$\hat{y}_{2010}, \hat{y}_{2020}, \hat{y}_{2050}$ – wartości teoretyczne otrzymane na podstawie wstępnie oszacowanego modelu.

Wagi nadane poszczególnym odchyleniom przyjęto arbitralnie, chcąc w ten sposób nadać większe znaczenie ocenom ekspertów formułowanym na okresy bliższe teraźniejszości.

Prognozy rozwoju technologii OZE na lata 2010-2050, otrzymane na podstawie zbudowanych modeli przedstawiono na rys. 3.



Rys. 3. Prognozy rozwoju technologii OZE

Jako wada modelu Rogersa ujawniła się zbytnia wrażliwość na wartość potencjału rynkowego. Do oceny parametrów modelu, podobnie jak w przypadku modelu wykładniczego odwrotnościowego, nie wykorzystano wielkości produkcji energii określonej dla 2050 r. Odległość tej wartości od teoretycznego, wyznaczonego na podstawie modelu poziomego zjawiska może być pewnego rodzaju miernikiem dopasowania modeli do danych eksperckich. Na tej podstawie można stwierdzić, że najbliższy modelom jest (według ekspertów) wzrost produkcji energii wiatrowej. Powodem tego może być stosunkowo dobra znajomość tej technologii na tle innych, dopiero wkraczających na polski rynek. Zakładając, że intuicja ekspertów dotycząca przyszłości była trafna, można wnioskować, że technologie OZE nie będą się rozwijały zgodnie z logistycznym modelem dyfuzji innowacji.

W każdym z rozważanych przypadków model Bassa okazał się najlepiej dopasowany do posiadanych danych subiektywnych. Jedynie dla energetyki wodnej model ten, zwłaszcza w początkowym okresie, nie odpowiadał opiniom ekspertów. Można to tłumaczyć m.in. tym, że to źródło energii ma już za sobą fazę wdrożenia (wielkość produkcji energii wodnej w 2010 r. to 2200 GWh, a w ostatnich latach został zanotowany niewielki spadek tej wielkości), natomiast model dyfuzji Bassa służy do opisu rozwoju technologii dopiero pojawiających się na rynku, których aktualny poziom jest bliski zeru.

W badaniu *foresight* model przyczynowo-skutkowy Little'a (12) wykorzystano do wyznaczenia prognozy ilości zainstalowanej mocy w elektrowniach wiatrowych (Y). Jako główny czynnik wpływający na tę zmienną eksperci wskazali cenę energii elektrycznej (X). Bazowe (aktualne w czasie przeprowadzania badania) wielkości zmiennych występujących w modelu to: $Y = 1000$ MW, $X = 40$ zł. Ponadto, według opinii eksperta:

- w przypadku braku opłat za energię elektryczną, w okresie prognozy moc zainstalowana w elektrowniach wiatrowych utrzymywałaby się na poziomie 10 MW rocznie,
- przy nieograniczeniu dużych kosztach energii moc zainstalowana w elektrowniach wiatrowych mogłaby wynieść nawet 2000 MW,
- podwyższenie kosztów energii o 20% przyczyniłoby się do zwiększenia mocy w elektrowniach wiatrowych do 1300 MW.

Biorąc pod uwagę powyższe informacje oraz zależności dane wzorami (13), (14) otrzymano następujący model:

$$y_t = 10 + 1990 \frac{x_t^{3,42}}{297342 + x_t^{3,42}}$$

Ponieważ są dostępne dane historyczne dotyczące cen energii elektrycznej, wartości zmiennej objaśniającej w prognozowanych okresach mogą być określone na podstawie zbudowanego w tym celu prognostycznego modelu obiektywnego.

Podsumowanie

W obliczu wzrastającej popularności badań *foresight* zachodzi potrzeba konstrukcji długookresowych prognoz i scenariuszy rozwoju nowych technologii, o których brakuje obiektywnych danych z przeszłości. Podstawowym źródłem informacji są więc dane subiektywne pozyskane od ekspertów dziedzinowych. Na podstawie takich danych możliwa jest konstrukcja formalnego modelu prognostycznego – modelu subiektywnego. Postać funkcyjną modelu należy przyjąć *a priori*, wspomagając się przy tym np. sądami eksperckimi lub informacjami o technologiach analogicznych. Parametry modelu określa się na podstawie opinii ekspertów, zadając im w tym celu określone pytania.

Jeżeli znany jest przybliżony kształt zależności funkcyjnej zmiennej prognozowanej od zmiennej objaśniającej można tak sformułować pytania do ekspertów, aby otrzymać parametry modelu przyczynowo-skutkowego. Istotną zaletą takiego modelu jest możliwość uzupełnienia informacji subiektywnej o dane historyczne, które mogą być użyte do prognozowania wartości zmiennej objaśniającej.

Formalne modele subiektywne mogą być cennym narzędziem do konstrukcji długookresowych prognoz rozwoju nowych zjawisk w przypadku niepełnej informacji, wynikającej jedynie z cząstkowych opinii ekspertów o możliwym kształtowaniu się zjawiska. Badania wykazują [12], że takie modele mogą wygenerować bardziej trafne prognozy niż otrzymane bezpośrednio od ekspertów. Koniecznym warunkiem efektywności prognozowania jest w takiej sytuacji „dobra jakość” danych eksperckich, wymagających dogłębnej wiedzy eksperta na temat struktury prognozowanego zjawiska i rzetelności w procesie ich pozyskiwania.

Literatura

1. Armstrong J.S., Collopy F., *Integration of Statistical Methods and Judgment for Time Series Forecasting*, w: G. Wright, P. Goodwin, *Forecasting with Judgment*, John Willey & Sons, New York 1998.
2. Bass F.M. (1969): *A new product growth model for consumer durables*, „Management Science” 1969, January.
3. Cohen W.A., *The Practise of Marketing Management. Analysis, Planning and Implementation*, Macmillan Publishing Company, New York 1991.
4. Dittmann P., *Prognozowanie w przedsiębiorstwie. Metody i ich zastosowanie*, Oficyna Ekonomiczna, Kraków 2004.
5. Gardner E., Jr., *Forecast with No Data*, „Lotus” 1991, Vol. 7, No. 6.
6. Lilien G.L., Rangaswamy A., *Marketing Engineering: Computer-Assisted Marketing Analysis and Planning, Revised Second Edition*, Trafford Publishing 2004.
7. Little J.D., *Models and Managers: The Concept of a Decision Calculus*, „Management Science” 1970, Vol. 16, No. 8.
8. Makridakis S., Wheelwright S.C., Hyndman R.J., *Forecasting: methods and applications*, J. Wiley, New York 1998.
9. Poradowska K., *Subjective Growth Models in Long-Term Forecasting the Development Technologies*, Econometrics – Forecasting, Research Papers, Uniwersytet Ekonomiczny, Wrocław 2011.
10. Poradowska K., *Wybrane aspekty prognozowania sprzedaży nowych produktów*, red. P. Miłobędzki, M. Szreder, Uniwersytet Gdański, Sopot 2011.
11. Rogers E.M., *Diffusion of Innovations*, Free Press, New York 1983.
12. Russo E.J., Schoemaker P.J., *Decision Traps: The Ten Barriers to Brilliant Decision-Making and How to Overcome Them*, Knopf Doubleday Publishing Group 1989.
13. Saunders J., *The specification of aggregate market models*, „European Journal of Marketing” 1987, Vol. 21, No. 2.
14. Shim J.K., *Strategic Bussines Forecasting*, St. Lucie Press, New York 2000.
15. Sokele M., *Growth models for the forecasting of new product market adoption*, „Elektronik” 2008, No. 3/4.

SUBJECTIVE MODELS IN THE DESIGN OF LONG-TERM FORECASTS

Summary

In the paper are presented some aspects of construction and practical use of subjective forecasting models. The main objective was to identify the usefulness of these models in the design of long-term forecasts and scenarios for the development of new

technologies. Theoretical considerations are supplemented with real examples of data analysis, obtained in the study of foresight "zero carbon energy economy in a sustainable development of the Polish to 2050", conducted by the Central Mining Institute in Katowice.