

Tomasz POPLAWSKI*

Problematyka budowy modelu długoterminowej prognozy zapotrzebowania na energię elektryczną dla Polski

STRESZCZENIE. Jednym z ważniejszych sektorów gospodarki narodowej jest sektor elektroenergetyczny. Szereg zmian zachodzących w tym sektorze uzależnionych jest od wielu czynników nie tylko technicznych i ekonomicznych, ale także społecznych i politycznych. Liberalizacja rynku energii elektrycznej ułatwia proces wzajemnego przenikania się procesów technologicznych w łańcuchach przemian energetycznych, obserwuje się tendencje wzrostu niezależności poszczególnych podmiotów gospodarczych w elektroenergetyce oraz wprowadzanie zasad występujących na rynkach konkurencyjnych. Polski sektor elektroenergetyczny stoi obecnie przed poważnymi wyzwaniami. Wysokie zapotrzebowanie na energię finalną, nieadekwatny poziom infrastruktury wytwórczej i przesyłowej, uzależnienie od zewnętrznych dostaw gazu ziemnego i ropy naftowej oraz zobowiązania w zakresie ochrony klimatu powodują konieczność podjęcia zdecydowanych działań. W celu realizacji zadań prawidłowego funkcjonowania systemu elektroenergetycznego niezbędnym elementem jest proces ciągłej obserwacji i przewidywania zmian stanu systemu w różnych horyzontach czasowych. W przypadku planowania rozwoju, horyzonty te określa się w kategoriach wieloletnich. Do klasycznych przykładów sytuacji, w której konieczne jest posłużenie się długoterminową prognozą, należą decyzje dotyczące rozbudowy krajowego systemu pozyskiwania i dostarczania energii elektrycznej. Decyzje takie w sposób racjonalny można podejmować wyłącznie na podstawie możliwie wiarygodnej długoterminowej prognozy popytu na energię oraz moc w obszarze działania krajowego systemu elektroenergetycznego. Wykonanie poprawnej prognozy dla systemu jest zadaniem niełatwym i wymagającym dużego doświadczenia, wiedzy

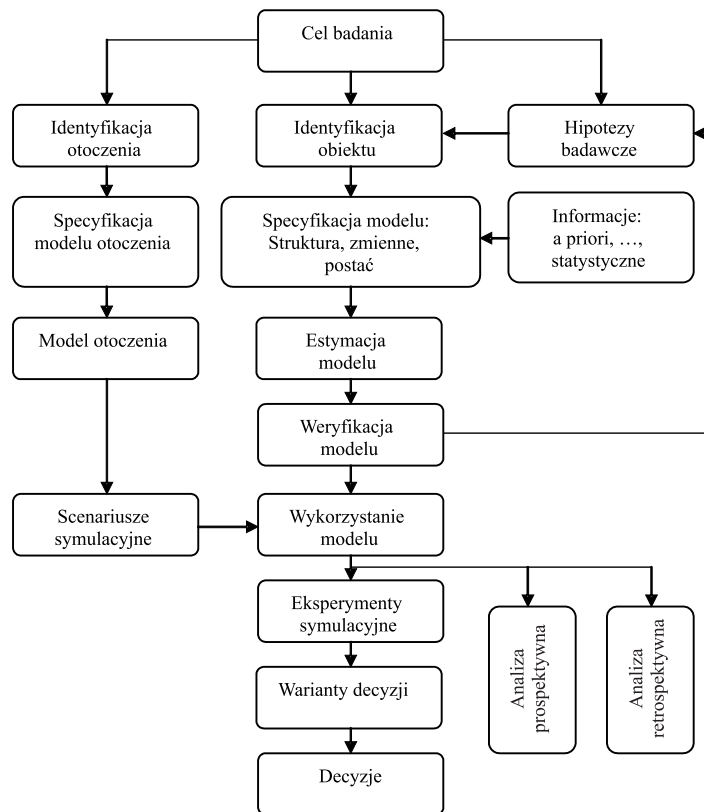
* Prof. nadzw. dr hab. inż. – Instytut Elektroenergetyki, Politechnika Częstochowska, Zakład Urządzeń i Gospodarki Elektroenergetycznej, Częstochowa; e-mail: poptom@el.pcz.czyst.pl

i wycucia. W artykule przedstawiono proces konstrukcji długoterminowej prognozy zapotrzebowania na energię elektryczną dla Polski opartej na rozkładzie kanonicznym wektora zmiennych losowych wzbogaconym o analizę składowych głównych (PCA).

SŁOWA KLUCZOWE: prognozy długoterminowe, modelowanie, polityka energetyczna, rozkład kanoniczny

1. Założenia metodyczne do budowy decyzyjnego modelu prognostycznego na poziomie kraju

Narzędzie prognostyczne jest efektem modelowania pewnych procesów. Modelowanie systemów elektroenergetycznych jest zadaniem czasochłonnym, wymagającym interdys-



Rys. 1. Budowa i wykorzystanie decyzyjnego modelu prognostycznego
Źródło: Popławski 2012

Fig. 1. Construction and use of decision-forecasting model

cyplinarnej wiedzy (między innymi z zakresu matematyki, fizyki, informatyki, energetyki, ekonomii, polityki energetycznej itp.) oraz bardzo dobrej znajomości modelowanego sektora. Jest to operacja złożona, wymagająca zastosowania odpowiedniej metodyki postępowania w celu uniknięcia błędów, które mogą się pojawić praktycznie na każdym etapie budowy.

Jak stwierdzono w pierwszym akapicie rozdziału, aby prawidłowo dokonać predykcji żądanej zmiennej należy wpierv poprawnie dane zjawisko modelować. Istnieje wiele definicji pojęcia modelu. Ogólnie, model może być zdefiniowany jako: „**jakakolwiek reprezentacja rzeczywistych zjawisk, którymi mogą być realne systemy lub procesy**” (Intriligator 1978). Z kolei w (Młynarski i in. 1989) definiuje się go jako „**wzorzec, do którego porównuje się oryginały lub odwzorowanie rzeczywistości, będącej oryginałem**”. Szczególne znaczenie w badaniach dotyczących sektora paliwowo-energetycznego ma druga definicja modelu, zgodnie z którą model jest pewnym narzędziem opisu rzeczywistych obiektów, funkcjonowania tych obiektów oraz zależności występujących między nimi. Stosowanie modelu do rozwiązania rzeczywistych problemów umożliwia wnioskowanie na temat zachowania oryginału, który najczęściej nie jest dostępny do prowadzenia eksperymentów.

Ze względu na specyficzną pozycję energii elektrycznej jako produktu, badania dotyczące sektora energetycznego mają kluczowe znaczenie dla poprawnego funkcjonowania gospodarki. Duże fluktuacje cen nośników energii oraz istotne zachwiania dostaw zazwyczaj bardzo negatywnie wpływają na sytuację gospodarczą każdego kraju. Skutki podejmowania decyzji są przeważnie trudne do przewidzenia przede wszystkim ze względu na złożoność relacji występujących w tym sektorze oraz powiązania z pozostałymi sektorami.

2. Rozkład kanoniczny wektora zmiennych losowych poszerzony o składowe główne (MRK-SG) w procesie długoterminowej predykcji energii elektrycznej dla Polski

Prace naukowe Zakładu Urządzeń i Gospodarki Elektroenergetycznej Politechniki Częstochowskiej skutkowały opracowaniem modelu rozkładu kanonicznego wektora zmiennych losowych (MRK), który wielokrotnie był publikowany w monografiach (Dobrzańska 1991; Dobrzańska, red. 2002; Popławski, red 2012) oraz renomowanych czasopismach naukowych (Popławski, Dąsał 2007; Popławski i in. 2009; Popławski, Dąsał 2011). Model ten wykorzystywano między innymi do długoterminowej prognozy finalnego zapotrzebowania na energię elektryczną w systemie elektroenergetycznym.

Problemem dla modeli ekonometrycznych jest to, że do wykonania prognozy badanego procesu, już po zbudowaniu modelu, konieczna jest znajomość prognoz lub scenariuszy zmiennych objaśniających. Dokładność scenariuszy, czy też tych prognoz, w sposób

oczywisty wpływa na dokładność prognoz końcowych. Dylematem pozostaje również ustalenie realnego wpływu poszczególnych zmiennych objaśniających na prognozowaną zmienną. Jednym ze sposobów uniknięcia subiektywnej oceny wpływu wybranych zmiennych na zmienną prognozowaną jest zastosowanie metody analizy głównych składowych PCA (ang. *Principal Component Analysis*). Należy ona do grupy statystycznych metod analizy czynnikowej. Stanowi podstawowe narzędzie monitorowania struktury w danych wielowymiarowych oraz w wielu przypadkach redukcji wielowymiarowości, co w pewnych zagadnieniach ma istotne znaczenie (Jolliffe 2002; Ding, He 2004; Gorban, Zinovyev 2009). Ta ostatnia właściwość jest szczególnie interesująca w procesie budowy wielowymiarowych modeli prognostycznych.

Aby redukcja wielowymiarowości była możliwa, między zmiennymi wejściowymi muszą zachodzić statystyczne zależności. Istotą metody jest wytłumaczenie zmienności wielowymiarowych danych z wykorzystaniem nowych nieskorelowanych zmiennych, będących liniowymi kombinacjami zmiennych obserwowanych. Nowe zmienne – główne składowe – porządkuje się ze względu na znaczenie. Pierwsza tłumaczy największą część wariancji, każda kolejna składowa główna wyjaśnia część wariancji z równoczesnym spełnieniem warunku braku korelacji z każdą poprzednią składową (Gorban, Zinovyev 2009). Kolejny istotny cel metody to nadanie interpretacji składowym poprzez ich powiązania z wyjściowymi zmiennymi. Jest pewne podobieństwo analizy składowych głównych z teorią procesów stochastycznych, a dokładniej z rozwinięciem Karhunen–Loève’a, które pozwala przedstawić proces stochastyczny w formie nieskończonej kombinacji liniowej funkcji ortogonalnych (Gorban, Zinovyev 2009). W takim przypadku metoda PCA może być uznana za rodzaj takiego rozwinięcia w sytuacji, gdy mamy skończoną próbkę rozkładu zmiennych losowych dla danego procesu.

Składowe główne charakteryzują się następującymi właściwościami:

- ✧ są liniową kombinacją zmiennych pierwotnych,
- ✧ są ortogonalne względem siebie,
- ✧ kolejne składowe główne wyjaśniają malejąco łączną wariancję zmiennych,
- ✧ suma wariancji składowych głównych jest równa sumie wariancji zmiennych pierwotnych,
- ✧ wartość oczekiwana równa jest zero i odchylenie standardowe równe jeden.

W przypadku potrzeby ograniczenia liczby zmiennych objaśniających, wyróżnia się kilka kryteriów umożliwiających podjęcie decyzji o liczbie składowych głównych, które powinny być wzięte pod uwagę w dalszym postępowaniu. Są to:

- ✧ kryterium wykresu osypiskowego,
- ✧ kryterium części wariancji,
- ✧ kryterium średniej wartości własnej,
- ✧ kryterium wartości własnej.

Generalnie liczba głównych składowych ma być taka, aby wyjaśnić zmienność prognozowanej zmiennej z niewielką utratą informacji. W zadaniu badawczym przyjęto założenie, aby uwzględnić wszystkie zmienne objaśniające (w pierwszym warunku bez utraty jakiegokolwiek informacji). W modelu MRK bardzo ważna jest kolejność wektorów objaśniających. Model szereguje je tak, aby najważniejsze w pierwszej kolejności objaśniały

zmienną prognozowaną, a mniej ważne pod względem dokładności modelu ustawia na dalszych pozycjach. Zastosowanie metody PCA umożliwi optymalne uszeregowanie wszystkich zmiennych wejściowych do modelu MRK.

3. Weryfikacja modelu

W chwili obecnej polski sektor energetyczny stoi przed ogromnym wyzwaniem. Musi zaspokajać rosnący w dużym tempie popyt, podczas gdy większość aktywów służących do scentralizowanej produkcji ciepła i energii elektrycznej wymaga modernizacji (Malko 2009). W celu wspomoczenia procesów decyzyjnych wykorzystuje się wiele narzędzi predykcyjnych z szerokiego spektrum energetyki (np. Lorenz 2011; Kamiński, Kaszyński 2011). W artykule zaproponowano nowy model predykcji długoterminowej oraz opisano wiele czynników, na które należy zwrócić szczególną uwagę podczas konstrukcji takiej prognozy.

Model MRK wykonano dla dwóch wariantów. W pierwszym wariancie MRK-SG, macierz zmiennych objaśniających zawiera wszystkie 11 zmiennych, które przekształcono na 11 składowych głównych. W drugim MRK-OG, wejściem jest macierz z danymi naturalnymi po wstępnej eliminacji i wyborze algorytmem Hellwiga (Popławski, red. 2012).

Dla potrzeb planowanego eksperymentu, w procesie prognozowania popytu na energię elektryczną dla Polski w horyzoncie długoterminowym wyróżniono następujące czynniki oraz cechy badawczo-analityczne mające wpływ na badaną wielkość:

1. **Czas** – horyzont i krok (interwał) prognozowania – eksperyment obejmuje perspektywę długoterminową (25 lat), która ma zostać osiągnięta z interwałem prognoz corocznych.
2. **Podejście scenariuszowe** – zmienne wejściowe do modeli mają być wykreowane w postaci trzech scenariuszy rozwoju, spójnych wewnątrznie, z których każdy będzie odpowiadał nieco odmiennej koncepcji rozwoju kraju, w tym krajowej elektroenergetyki (np. przewaga działań wspierających rozwój sektorów tradycyjnych, a szybszy rozwój sektorów innowacyjnych, szybszy rozwój wielkiej energetyki systemowej, a przyśpieszenie rozwoju energetyki rozproszonej... itp.)
3. **Metodyka postępowania, metody predykcji i zmienne wejściowe:** wykorzystane zostaną mechanizmy adaptacji modeli polegające na połączeniu wyników uzyskiwanych z formalnych zależności makroekonomicznych, energetycznych i społecznych (np. modele wzrostu wskaźników makroekonomicznych, struktura tworzenia i podziału PKB, kształtowanie się trendów ogólnosiwiatowych dotyczących sektora elektroenergetycznego itp.).

Jednym z kluczowych problemów każdego sformalizowanego procesu prognozowania jest tzw. kalibracja modelu, czyli dopasowanie jego wyników do wartości bilansujących dla roku bazowego (wyjściowego) obliczeń. Podczas kalibracji dobiera się parametry modelu. Zwykle rokiem bazowym jest rok, dla którego można pozyskać wymagany komplet danych, co w przypadku procesów prognozowania makroekonomicznego jest zadaniem dość złożonym.

W większości statystyk, z których korzystano, dane niezbędne do wykonania prognozy obejmują w komplecie rok 2008. Niektóre oficjalnie publikowane dane GUS, czy ARE obejmują komplet danych do roku 2010. Z kolei niezbędne do prognozowania rozwoju makroekonomicznego wskaźniki dotyczące EU27 kończą się na publikacjach danych z roku 2008. Najbardziej kompletną i jednolitą bazą danych okazała się być baza EIA, stąd decyzja o wykorzystaniu tej bazy do weryfikacji badanego modelu predykcji.

Do dalszych badań wytypowano zmienne objaśniające, dla których przyjęto konwencję oznaczeń opisaną w tabeli 1.

W celu zbadania poprawności odpowiedzi modelu predykcji na zadane wymuszenia w postaci długoterminowych prognoz zmiennych objaśniających, skonstruowano hipotetyczne scenariusze tych zmiennych w przyszłości. Jest to całkowicie autorska prognoza, wspierana jedynie ogólnodostępnymi informacjami na temat planowania rozwoju krajowego systemu elektroenergetycznego oraz rozwoju pewnych wybranych zmiennych dotyczących UE. Opracowane (hipotetyczne) scenariusze mają dać jedynie odpowiedź czy badany model zachowuje się sensownie, a jego odpowiedź (prognoza) jest do zaakceptowania. Tylko w taki sposób można zbadać, czy pomimo dobrego dopasowania modelu do danych historycznych jego prognoza w przód daje możliwe do zaakceptowania wyniki.

Scenariusze: oczekiwany, górny i dolny prognozy wraz z zakreśloną pomiędzy nimi powierzchnią zostały tak opracowane, aby z zadowalającym prawdopodobieństwem pokryć obszar opracowanej prognozy.

TABELA 1. Lista zmiennych objaśniających

TABLE 1. List of explanatory variables

Lp.	Nazwa zmiennej	Oznaczenie
1.	Całkowite zużycie energii pierwotnej w 27 krajach UE [PJ]	X_1
2.	Zużycie ogółem energii elektrycznej netto w 27 krajach UE [mld kWh]	X_2
3.	Całkowita emisja dwutlenku węgla zależna od zużycia energii w 27 krajach UE [mln ton]	X_3
4.	Energochłonność – Całkowite zużycie energii pierwotnej na jednego dolara PKB w 27 krajach UE (Btu na rok 2005 USD (ceny Exchange Market))	X_4
5.	Ludność Polski [tys. osób]	X_5
6.	Produkt krajowy brutto w mln zł (ceny bieżące) [mln zł]	X_6
7.	Wartość dodana brutto w przemyśle (ceny bieżące) [mln zł]	X_7
8.	Wartość dodana brutto w pozostałych sektorach łącznie (ceny bieżące) [mln zł]	X_8
9.	Całkowite zużycie energii pierwotnej w Polsce [PJ]	X_9
10.	Całkowita emisja dwutlenku węgla zależna od zużycia energii w Polsce [mln ton]	X_{10}
11.	Energochłonność – Całkowite zużycie energii pierwotnej na jednego dolara PKB w Polsce (Btu na rok 2005 USD (ceny Exchange Market))	X_{11}

Źródło: opracowanie własne

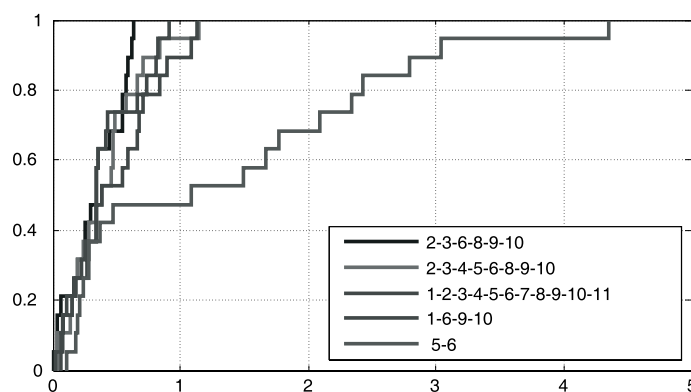
TABELA 2. Nazwa scenariuszy zmiennych objaśniających

TABLE 2. Name of scenario explanatory variables

Lp.	Nazwa scenariusza	Oznaczenie	Opis
1.	Oczekiwany	O	zmienne objaśniające zapotrzebowanie mają wartości najbardziej prawdopodobne do realizacji
2.	Górny	G	zmienne objaśniające mają wartości pozwalające na uzyskanie dopuszczalnie wysokiej wartości prognozy
3.	Dolny	D	zmienne objaśniające mają wartości pozwalające na uzyskanie dopuszczalnie niskiej wartości prognozy

Źródło: opracowanie własne

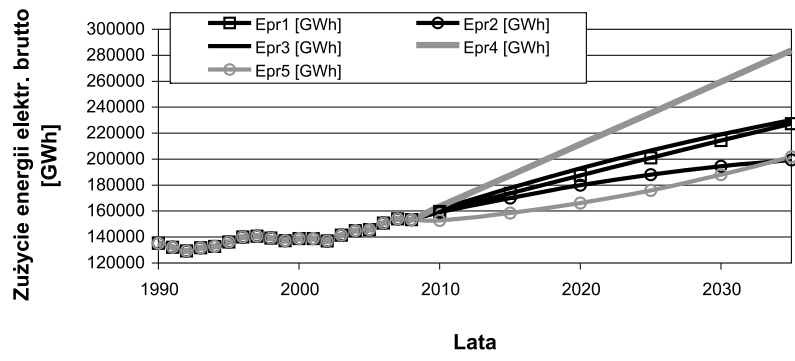
Model uczono na danych historycznych obejmujących okres 19 lat od 1990 do 2008 roku. Wektory zmiennych objaśniających przekształcano na składowe główne, które zasilają model MRK-SG. Składowe PCA tworzone są dla danych historycznych. Dane scenariuszowe transponowane są na PCA przy założeniu stałej wartości średniej z historii oraz stałej macierzy wektorów własnych. Naukę modelu MRK-SG w przypadku zasilania go zmiennymi PCA wykonano dla różnych wariantów kolejności składowych PCA. Wybrano reprezentatywną próbę 30 wyników uczenia modelu w celu przedstawienia właściwości predykcyjnych modelu. Średnie błędy MAPE¹ dopasowania dla różnych kombinacji zmiennych wskazują na bardzo dobre dopasowanie modelu dla różnych kombinacji zmiennych PCA. Rozkład wartości błędów dopasowania modelu w formie dystrybuanty zamieszczony na rysunku 2 pokazuje, że wariant z kombinacją zmiennych PCA 5-6 jest najmniej korzystny. Dla pierwszych czterech wariantów prawie wszystkie błędy punktowe są mniejsze od 1%.



Rys. 2. Dystrybuanty rozkładu błędów dla modelu MRK-SG

Fig. 2. Cumulative errors for the model MRK-SG

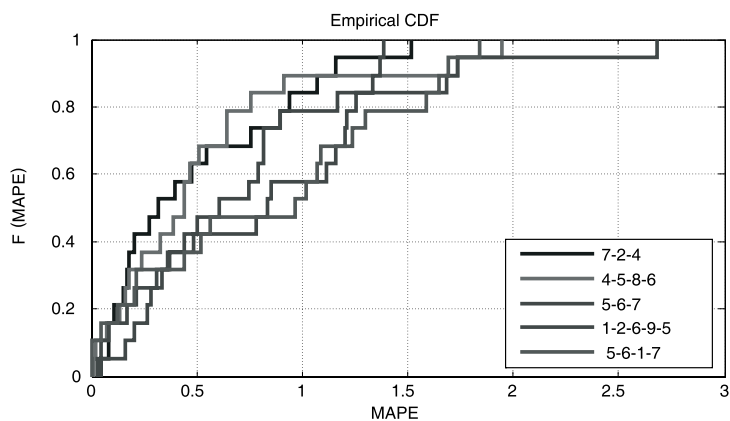
¹ ang. MAPE – Mean Absolute Percentage Error



Rys. 3. Przebieg prognozowany zużycia energii elektrycznej brutto dla scenariusza oczekiwanego i różnych kombinacji zmiennych wejściowych modelu MRK-SG

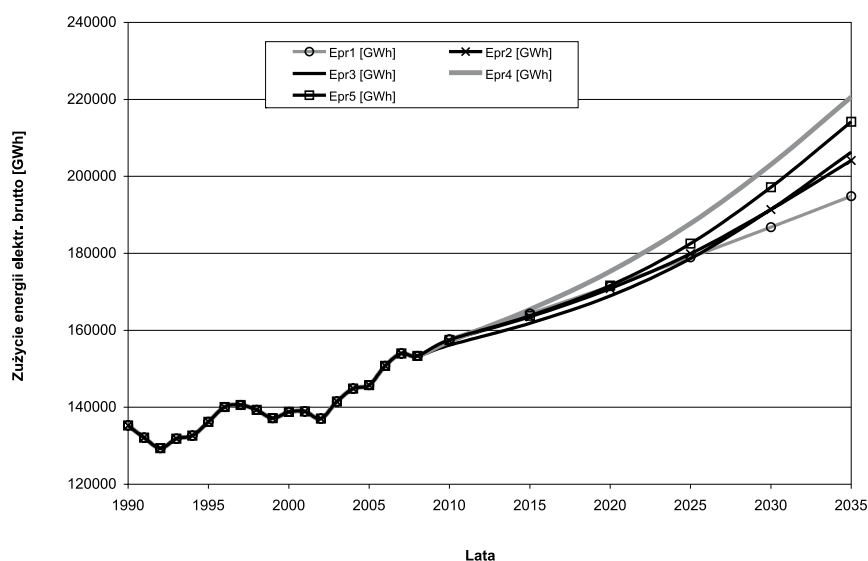
Fig. 3. The course of the projected gross electricity consumption of the expected scenario and various combinations of input variables for the model MRK-SG

Wariant z ograniczeniem liczby zmiennych MRK-OG polegał na zastosowaniu procedury Hellwiga do wyboru kombinacji zmiennych z potencjalnego zbioru zmiennych objaśniających. Wybrane kombinacje cechują się najwyższymi wartościami wskaźnika pojemności integralnej. Wartość tego wskaźnika jest unormowana w zakresie 0–1. Im bliższa jedności tym więcej informacji do modelu wnoszą zmienne tej kombinacji. Metoda ta jak wiele innych nie jest wolna od wad, ponieważ może zawodzić w przypadku występowania zależności nieliniowych, ale w porównaniu z innymi wykazuje najwięcej zalet. Naukę modelu MRK-OG w przypadku zasilania go zmiennymi wybranymi metodą Hellwiga, wykonano dla kilku różnych wariantów wybranych zmiennych objaśniających. Błędy dopasowania zilustrowane na dystrybuantach wskazują podobnie jak w przypadku modelu ze zmiennymi PCA na bardzo dobre dopasowanie modelu dla wielu kombinacji zmiennych wybranych metodą Hellwiga.



Rys. 4. Dystrybuanty błędów w modelu MRK dla modelu MRK-OG

Fig. 4. Cumulative errors for the model MRK-OG



Rys. 5. Przebieg prognozowany zużycia energii elektrycznej brutto dla scenariusza oczekiwanego i różnych kombinacji zmiennych wejściowych modelu MRK-OG

Fig. 5. The course of the projected gross electricity consumption of the expected scenario and various combinations of input variables for the model MRK-OG

Sprawdzenia zachowania się modelu MRK-OG dla długoterminowej prognozy, zasila- nego kombinacjami zmiennych wybranych w metodzie Hellwiga wykonano wyznaczając prognozy dla tych samych autorskich scenariuszy zmiennych objaśniających. Ze względu na ograniczoną liczbę stron referatu na rys.6 pokazano jedynie wariant oczekiwaną prognozy zapotrzebowania na energię elektryczną dla Polski do 2035 r.

Podsumowanie

Polska energetyka podobnie jak sektory energetyczne w innych krajach Europy, powinna pogodzić dwa główne wyzwania: zapewnić bezpieczeństwo dostaw surowców energetycznych, a jednocześnie reagować na obawy dotyczące zmiany klimatu. Niezbędne będą w krótkim czasie decyzje w celu transformacji polskiego systemu elektroenergetycznego w kierunku jego zrównoważonego rozwoju dla poprawy jego konkurencyjności i bezpieczeństwa zaopatrzenia w energię. Jednym z czynników decydujących o rozwoju gospodarczym kraju jest energia elektryczna. Błąd prognozy kosztuje. Błędy dodatnie powodują zbędną budowę bloków energetycznych, błędy ujemne zmuszają do importu energii „gorącej”, sprzedawanej zazwyczaj po wyższych cenach niż ceny zakupów dokonywanych z wyprzedzeniem czasowym. Wymaga to zastosowania szerokiego spektrum narzędzi prognostycznych o różnych horyzontach czasowych prognozowania. W pracy z modelami

długoterminowymi wskazane są następujące czynniki pozwalające minimalizować ryzyko i niepewność prognoz:

1. Scenariuszowy charakter danych wejściowych wymusza dla każdego rodzaju zmiennej wejściowej zindywidualizowany sposób traktowania procedur przygotowania scenariusza.
2. Dane energetyczne dotyczące statystyk różnych krajów europejskich przygotowują odrębne instytucje w sobie właściwym trybie, tempie i czasie.
3. Prognozy krajowe: demograficzna, finansowa i dotycząca energii pierwotnej również przygotowują w swoim trybie odrębne instytucje, publikując je w różnym czasie.
4. Nie ma przeciwwskazań do wykorzystania możliwości wielokrotnego w roku uruchamiania modelu na danych o kolejnych rangach obowiązywania, w kolejności np. ich udostępniania. Taki tryb pracy dobrze się przekłada na potencjał poglądowy gromadzony w bagażu doświadczeń podczas pracy z modelem.

Podczas realizacji eksperymentu wyszczególniono pewne elementy, na które należy zwrócić szczególną uwagę podczas pracy z modelem:

1. **Śledzenie zgodności realizacji scenariuszy.** Model został dostrojony do konkretnego wektora zmiennych wejściowych, które charakteryzują się własnym warunkowym rozkładem prawdopodobieństwa. W sytuacji, kiedy scenariusz jednej spośród zmiennych radykalnie zaczyna odstawać o rzeczywistości, należy się spodziewać reakcji podmiotów odpowiedzialnych za dostarczanie takiego scenariusza. Jeśli nowe scenariusze będą w sposób istotny różnić się od tych, które posłużyły do uczenia modelu, może być konieczne ponowne jego dostrojenie. W przypadku drastycznych zmian scenariusza należy przeprowadzić weryfikację i ocenę zasadności używania danej zmiennej. Może to prowadzić do konkluzji o przebudowie całego modelu.
2. **Kontrola spójności modelu.** Nadażna weryfikacja wyników prognozy może dać w efekcie spostrzeżenia o różnej skali odchylenia wyników od realizacji. Z jednej strony można się tego spodziewać w przypadku zasilania modelu scenariuszami w większym lub mniejszym stopniu wyewoluowanymi w porównaniu z pierwotnymi ich wersjami. W przypadku umiarkowanych odchylenia należy przeprowadzić dostrojenie modelu na zaktualizowanych danych, a w przypadku drastycznej utraty dokładności modelu, należy rozważyć decyzję o przebudowie modelu z uwzględnieniem czynników, których pojawienie się domniemywa się za przyczynę zakłóceń.
3. **Konsekwencja wyboru źródeł danych.** Ponieważ opisywany model powinien współpracować z modelem długoterminowej prognozy zapotrzebowania na moc szczytową KSE, należy zwrócić uwagę na potrzebę adekwatności scenariuszy zasilających obydwa modele. W przypadku, gdy zmienna wejściowa się powtarza, to kuriozalnym byłoby używanie w tym miejscu różnych wariantów. Pozostałe scenariusze powinny kwalifikować się co najmniej do tej samej grupy rozwojowej. Obrazowo tłumacząc: wybór dla którejś zmiennej scenariusza typu „prosperity” do jednego modelu, a scenariusza „kryzysowego” do drugiego modelu nie daje wielkiej nadziei na dobrej jakości wyniki.

Literatura

- CHOW G.C., 1995 – *Ekonometria*. PWN Warszawa.
- DAŚAL K., POPLAWSKI T., 2009 – Dobór zmiennych wejściowych w modelu prognoz długoterminowych funkcją Q. *Przegląd Elektrotechniczny* PL ISSN 0033-2097, R. 85, nr 2, s. 144–148.
- DING C., HE X., 2004 – K-means Clustering via Principal Component Analysis. *Proc. of Int'l Conf. Machine Learning (ICML 2004)*, pp. 225–232.
- DOBZAŃSKA I., 1991 – MRK – Parametryczna metoda predykcji wektora losowego. Wydawnictwo Politechniki Częstochowskiej.
- DOBZAŃSKA I., 2002 – Prognozowanie w elektroenergetyce. *Zagadnienia wybrane*. Wydawnictwo Politechniki Częstochowskiej.
- GORBAN A.N., ZINOVYEV A.Y., 2009 – *Principal Graphs and Manifolds*. [W:] *Handbook of Research on Machine Learning Applications and Trends: Algorithms, Methods and Techniques*, Olivas E.S. et al Eds. Information Science Reference, IGI Global: Hershey, PA, USA. 28–59.
- INTRILIGATOR M.D., 1978 – *Econometric models, techniques and applications*. Prentice-Hall, New Jersey.
- JOLLIFFE I.T., 2002 – *Principal Component Analysis*, Series: Springer Series in Statistics, 2nd ed., Springer, NY, XXIX, 487 p. 28 illus. ISBN 978-0-387-95442-4.
- KAMIŃSKI J., KASZYŃSKI P., 2011 – Wybrane problemy implementacji zapotrzebowania na moc w matematycznych modelach systemów elektroenergetycznych. *Polityka Energetyczna* t. 11, z. 2. Wyd. IGSMiE PAN, Kraków, s. 155–166.
- LORENZ U., 2011 – Prognozy dla rynków węgla energetycznego w świecie. *Polityka Energetyczna* t. 14, z. 2. Wyd. IGSMiE PAN, Kraków, s. 231–248.
- MALKO J., 2009 – Uwarunkowania polskiej polityki energetycznej. *Polityka Energetyczna* t. 12, z. 2/2, s. 369–391.
- MŁYNARSKI i in. 1989 – MŁYNARSKI S., SZUMILAK J., BAŚCIK K., KOCZYŃSKI W., 1989 – *Elementy teorii systemów i informacji*. Akademia Ekonomiczna w Krakowie, Kraków.
- POPLAWSKI T., 2012 – Wybrane zagadnienia prognozowania długoterminowego w systemach elektroenergetycznych. Wydawnictwo Politechniki Częstochowskiej.
- POPLAWSKI i in. 2007 – POPLAWSKI T., DAŚAL K., 2007 – Prognozowanie zapotrzebowania na moc i energię elektryczną metodą rozkładu kanonicznego. *Polityka Energetyczna* t. 10, z. specj. 2, s. 289–304.
- POPLAWSKI i in. 2009 – POPLAWSKI T., DAŚAL K., MEDVEC Z., 2009 – The New Aspects using MRK Model for Short-Term Load Forecasting in the Power System. *Energy Spectrum*, Vol. 4, nr 2, 68–72.
- POPLAWSKI T., DAŚAL K., 2011 – Zastosowanie modelu MRK do prognozy cen wybranych paliw biomasowych. *Polityka Energetyczna* t. 14, z. 2, s. 335–347.

Tomasz POPLAWSKI

The problem of constructing a model for the long-term forecast of electricity demand in Poland

Abstract

One of the most important sectors of the national economy is the power engineering sector. A number of changes occurring in this sector are dependent on factors not only related to technology and the economy, but also on social and political conditions. This paper observes how liberalization of the electric energy market affects the mutual interactions between technological processes in the chains of energy transformations and the trends concerning increasing independence of individual economic parties in power engineering. It also introduces rules present in competitive markets. The Polish power engineering sector faces serious challenges at the moment. The high demand for final energy, the inadequate level of production and transfer infrastructure, the dependence on external gas and crude oil supplies, and the requirements to comply with climate and environmental protection mandates make it necessary to take serious actions. In order to achieve a correctly functioning power engineering system, a crucial element is to monitor and forecast instant changes in the state of the system over different time horizons. In the case of development planning, these horizons are determined in multi-annual categories. For the typical situations, when it is necessary to make use of a long term forecast, the decisions concerning the development of a national system of energy acquisition and supply. These decisions can only be rationally made on the basis of the most credible, long-term forecasts concerning energy and power demand for the domestic power engineering system. Making a correct forecast for the whole system is a difficult task, which requires experience, knowledge, and intuition. This paper presents the process of producing a long-term forecast for electric energy demand for Poland on the basis of the canonical distribution of the vector of random variables supplemented with Principal Component Analysis (PCA).

KEY WORDS: Long-term forecasting, modeling, energy policy, canonical distribution