

doi:10.15199/48.2020.11.36

Wykorzystanie teorii chaosu zdeterminowanego do prognoz liczby pożarów budynków spowodowanych przez niesprawną instalację elektryczną oraz przyłączone do niej urządzenia elektryczne

Streszczenie. Artykuł przedstawia analizę danych historycznych oraz wielowariantowe prognozy liczby pożarów budynków w Polsce spowodowanych przez niesprawną instalację elektryczną lub przyłączone do niej urządzenia elektryczne do roku 2023. Sformułowano wnioski końcowe z wykonanych wielowariantowych prognoz oraz analiz statystycznych danych historycznych.

Abstract. The article presents statistical analysis of historical data and multi-variant forecasts of the number of building fires in Poland caused by faulty electrical installation or connected to it electrical appliances until the year 2023. The final conclusions have been formulated from executed forecasts and statistical analysis. (The use of chaos theory to forecast the number of building fires caused by faulty electrical installation and connected to it electrical appliances).

Słowa kluczowe: chaos zdeterminowany, prognoza średnioterminowa, pożar budynku, instalacja elektryczna, urządzenie elektryczne.

Keywords: chaos theory, mid-term forecast, building fire, electrical installation, electrical appliance.

Wstęp

Jak wynika ze statystyk z lat 2000-2019 przedstawionych w artykule [1], średnio prawie 20% pożarów budynków w Polsce jest spowodowane niesprawną instalacją elektryczną lub przyłączonymi do niej urządzeniami elektrycznymi. Przyczyny pożarów z przyczyn elektrycznych mogą być różne. Ilustruje to rysunek 1. Zdecydowanie dominują wady urządzeń elektrycznych (bez urządzeń grzewczych) w porównaniu z pozostałymi przyczynami pożarów (inne aspekty elektryczne).



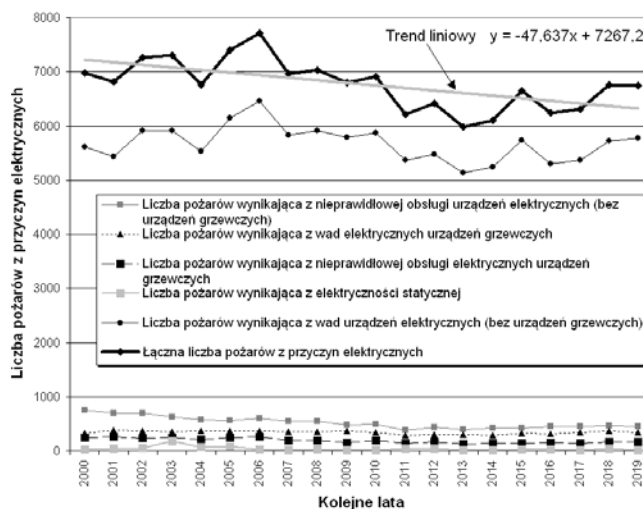
Rys.1. Udziały procentowe różnych przyczyn pożarów w budynkach (aspekty elektryczne) – wartości średnie na podstawie danych z lat 2000-2019.

Pożary budynków, w tym z przyczyn elektrycznych są zjawiskiem w dużym stopniu losowym. Wzrost liczby budynków na terenie Polski, wzrost liczby niefachowo wykonanych instalacji elektrycznych, wzrost niskiej jakości elementów zastosowanych do ich wykonania oraz malejąca jakość urządzeń elektrycznych mogą być potencjalnymi przyczynami wzrostu liczby pożarów budynków z przyczyn elektrycznych. Nowym źródłem pożarów z przyczyn elektrycznych stają się również instalowane coraz bardziej masowo na dachach budynków systemy fotowoltaiczne oraz punkty ładowania pojazdów elektrycznych wewnątrz budynków [2]. Czy faktycznie można spodziewać się wzrostu liczby pożarów z przyczyn elektrycznych? Wykorzystując szereg czasowy danych historycznych

można zweryfikować tę hipotezę czyli oszacować spodziewaną liczbę pożarów z przyczyn elektrycznych w najbliższych kilku latach wykorzystując modele prognostyczne oparte na teorii chaosu deterministycznego. Oryginalnym, nowym elementem wykonanych badań jest unikalność prognoz dla szeregu czasowego liczby pożarów z przyczyn elektrycznych. Autor nie znalazł w literaturze tego typu prognoz dla obszaru Polski poza pozycją [2]. Analizy i prognozy dotyczące pożarów z przyczyn elektrycznych w innych krajach opisano m.in. w [3,4]. W Polsce badania skutków pożarów, zapobieganie pożarom oraz analizy statystyczne danych dotyczących pożarów z przyczyn elektrycznych opisano w [2,5,6,7,8].

Analiza statystyczna danych historycznych

Szeregi czasowe wartości rocznych liczby pożarów w pięciu kategoriach przyczyn pożaru pozyskano ze źródła [9]. Łącznie do analizy wykorzystano sześć szeregów czasowych od roku 2000 do roku 2019 włącznie (pięć składowych prognozowanego procesu oraz prognozowany proces czyli łączna liczba pożarów z przyczyn elektrycznych). Ilustruje to rysunek 2.



Rys.2. Szeregi czasowe liczby pożarów w Polsce z przyczyn elektrycznych.

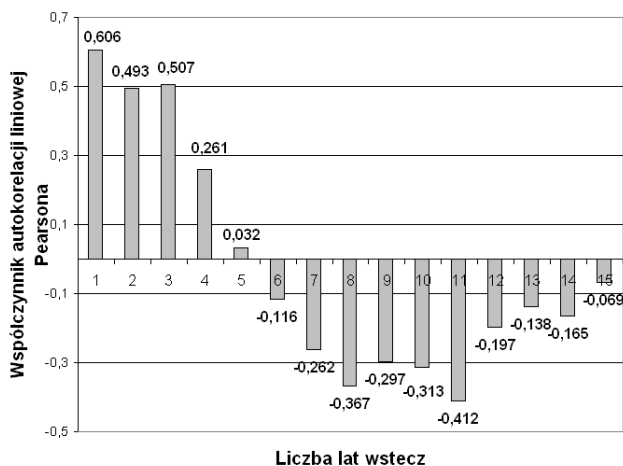
Przyjęto następujące oznaczenia skrótowe dla poszczególnych szeregów czasowych:

- LP_WUE - liczba pożarów z powodu wad urządzeń elektrycznych (bez urządzeń grzejnych),
- LP_NOU - liczba pożarów z powodu nieprawidłowej obsługi urządzeń elektrycznych (bez urządzeń grzejnych),
- LP_WUG - liczba pożarów z powodów wad elektrycznych urządzeń grzewczych,
- LP_NOG - liczba pożarów z powodu nieprawidłowej obsługi elektrycznych urządzeń grzewczych,
- LP_EST - liczba pożarów z powodu elektryczności statycznej,
- LP_SUM - łączna liczba pożarów z przyczyn elektrycznych (cel prognoz).

Najważniejszą składową prognozowanego procesu jest LP_WUE (ponad 80% udział). W tabeli 1 przedstawiono wybrane statystyki podstawowe analizowanych szeregów czasowych. Na rysunku 3 przedstawiono wartości współczynnika autokorelacji dla szeregu czasowego LP_SUM. Wartości cofnięte do 3 lat wstecz mają współczynnik autokorelacji powyżej 0,400.

Tabela 1. Statystyki podstawowe sześciu szeregów czasowych.

Miara statystyczna	LP_WUE	LP_NOU	LP_WUG	LP_NOG	LP_EST	LP_SUM
Wartość średnia	5674,5	523,8	342,4	186,2	40,2	6767,1
Mediana	5727,5	482	349	177	29,5	6781,5
Wartość minimalna	5139	387	291	125	13	5974
Wartość maksymalna	6454	755	386	266	172	7718
Wariancja	106458	11660	864	2282	1289	210994
Odchylenie standardowe	326,28	107,98	29,39	47,77	35,90	459,34
Kurtozą	0,24	-0,43	-0,84	-1,34	9,86	-0,37
Skośność	0,42	0,74	-0,58	0,38	2,92	0,11
Współczynnik zmienności [%]	5,75	20,62	8,58	25,66	89,41	6,79



Rys.3. Wartości współczynnika autokorelacji liniowej Pearsona dla szeregu czasowego LP_SUM do 15 lat wstecz.

Tabela 2 przedstawia macierz korelacji wzajemnych sześciu szeregów czasowych. Wszystkie wartości współczynników korelacji są istotne statystycznie (5% poziom istotności). Z tabeli 2 wynika, że najmniejszą korelację z prognozowanym szeregiem czasowym LP_SUM ma szereg czasowy LP_EST, a największą korelację ma szereg czasowy LP_WUE. Bardzo duża korelacja wzajemna (ponad 0,900) występuje natomiast pomiędzy szeregiem czasowym LP_NOU oraz LP_NOG (nieprawidłowa obsługa dwóch różnych kategorii urządzeń elektrycznych).

Tabela 2. Macierz korelacji wzajemnych sześciu szeregów czasowych.

	LP_WUE	LP_NOU	LP_WUG	LP_NOG	LP_EST	LP_SUM
LP_WUE	1,000					
LP_NOU	0,428	1,000				
LP_WUG	0,589	0,598	1,000			
LP_NOG	0,632	0,901	0,631	1,000		
LP_EST	0,302	0,394	0,276	0,507	1,000	
LP_SUM	0,938	0,702	0,710	0,844	0,455	1,000

Oznaczenia: pogrubiono współczynniki korelacji większe niż 0,400.

Metodologia

Do prognoz wykorzystano metody zalecane do prognoz średnio i długoterminowych, szczególną uwagę poświęcając trzem modelom opartym na teorii chaosu zdeterminowanego [10,11,12,13,14,15,16,17].

Model 1 (FL) Regresja liniowa – funkcja liniowa. Model przyjęto jako punkt odniesienia do innych metod (model naiwny nie ma w tym przypadku zastosowania z uwagi na 4 letni horyzont prognoz). Model jest bardzo prosty (prognoza to ekstrapolacja funkcji liniowej) i traktuje równoważne wartości całego szeregu czasowego LP_SUM. Funkcję liniową opisuje wzór (1). Parametry funkcji liniowej dobierane były klasyczną metodą najmniejszych kwadratów.

$$(1) \quad y_L(t) = a \cdot t + b$$

gdzie: t - numer danej w szeregu czasowym procesy LP_SUM (rok 2000 to początek szeregu czasowego czyli numer równy 1), a, b - parametry modelu.

Model 2 (AR) – autoregresyjny. Model wykorzystuje szereg czasowy LP_SUM. Opisuje go wzór (2). Zalecana minimalna długość szeregu czasowego dla modeli klasy ARIMA wynosi 50. Szereg czasowy jest znacznie krótszy zatem jakość prognoz modelu może nie być właściwa. Parametry modelu były dobierane klasyczną metodą najmniejszych kwadratów. Prognoza w modelu wykonywana jest krokowo.

$$(2) \quad \hat{y}_t = \phi_0 + \phi_1 \cdot y_{t-1} + \phi_2 \cdot y_{t-2} + \phi_3 \cdot y_{t-3}$$

gdzie: \hat{y}_t - prognoza LP_SUM na okres t , $\phi_0 \dots \phi_3$ - parametry modelu.

Model 3 (RW) – regresja wieloraka (model ekonometryczny liniowy jednorównaniowy dynamiczny). W modelu wykorzystano trzy wartości cofnięte dla każdego z pięciu szeregów czasowych składających się na prognozowany szereg czasowy LP_SUM. Model opisuje wzór (3). Parametry modelu dobierane były klasyczną metodą najmniejszych kwadratów. Liczba parametrów wynosi łącznie 15 zatem można spodziewać się, że model może mieć tendencję do zbytowego dopasowania się na zakresie estymacji przy krótkim szeregu czasowym.

$$(3) \quad \hat{y}_t = \phi_0 + \sum_{j=1}^3 \alpha_j \cdot x_{t-j}^{LP_WUE} + \sum_{j=1}^3 \beta_j \cdot x_{t-j}^{LP_NOU} + \sum_{j=1}^3 \chi_j \cdot x_{t-j}^{LP_WUG} + \sum_{j=1}^3 \delta_j \cdot x_{t-j}^{LP_NOG} + \sum_{j=1}^3 \eta_j \cdot x_{t-j}^{LP_EST}$$

gdzie: \hat{y}_t - prognoza LP_SUM na okres t , $\phi_0, \alpha_j, \beta_j, \chi_j, \delta_j, \eta_j$ - parametry modelu, $x_{t-j}^{LP_WUE}$ - wartość szeregu czasowego LP_WUE w okresie $t-j$ wstecz w stosunku do okresu prognozy t (opisy pozostałych wartości x_{t-j} w pozostałych czterech członach równania wg oznaczeń skrótów pozostałych szeregów czasowych).

Prognoza w modelu regresji wielorakiej wykonywana jest krokowo, przy czym dla horyzontu od 2 do 4 lat wykorzystywane były również prognozy wartości każdego z pięciu szeregów czasowych wykonane metodą stałych zmian rocznych opisaną wzorem (4). Zmiana roczna równa jest współczynnikowi kierunkowemu a z funkcji liniowej opisanej wzorem (1) [18]. Wartość współczynnika kierunkowego obliczana była osobno dla każdego z pięciu szeregów czasowych (od LP_WUE do LP_EST). Prognozy metodą stałych zmian rocznych wykonywane były metodą krokową.

$$(4) \quad \hat{y}_t = y_{t-1} + a,$$

\hat{y}_t - prognoza na okres t , y_{t-1} - wartość rzeczywista (prognoza) szeregu czasowego w okresie $t-1$.

Model 4 (WF) - model oparty na wymiarze fraktalnym. Fraktale są to obiekty, których dowolnie małe kawałki mają kształt podobny do całości [15]. Własność ta nazywa się samopodobieństwem. Analogicznie można określić procesy samopodobne przebiegające w czasie. Predykcja krokowa samopodobnej losowej funkcji czasu, za jaką można uznać roczne ilości pożarów, zakłada skorelowanie wartości tych zmiennych w roku $t-1$ i t [15]. Model opisuje wzór (5).

$$(5) \quad \hat{y}_t = y_{t-1} \cdot \frac{\sum_{i=2}^{t-1} y_i \cdot y_{i-1}}{\sum_{i=2}^{t-1} y_{i-1}^2}$$

Prognozy modelem opartym na wymiarze fraktalnym wykonano dla prognozowanego szeregu czasowego LP_SUM oraz w sposób zdekomponowany – model (WF_D). Dekompozycja polegała na wykonaniu pięciu osobnych prognoz z wykorzystaniem każdego z pięciu szeregów czasowych (od LP_WUE do LP_EST). Wyniki pięciu prognoz zostały następnie zsumowane dla każdego roku prognozy. Uzyskane sumy stanowiły prognozy LP_SUM dla kolejnych 4 lat. Celem dekompozycji była weryfikacja zasadności jej wykorzystania.

Model 5 (KH) – model krzyżowania heurystycznego. Model ten jest modelem rekurencyjnym o postaci opisanej wzorami (6), (7) oraz (8) [11,15]. Prognozy szeregu czasowego LP_SUM wykonywane zostały metodą krokową. Parametry modelu na danych z zakresu estymacji dobierane były z wykorzystaniem optymalizacji metodą DEPS (ang. Differential Evolution and Particle Swarm Optimization), która wykorzystuje dwa niezależne algorytmy optymalizacyjne. Minimalizacji podlegał błąd RMSE (ang. Root Mean Square Error).

$$(6) \quad \alpha_t = r \cdot (\alpha_{t-1} - \alpha_{t-2}) + \alpha_{t-1} \quad 0 \leq r \leq 1$$

$$(7) \quad \alpha_{t-1} = \frac{y_{t-1} - y_{t-2}}{y_{t-2}}$$

$$(8) \quad \hat{y}_t = (1 + \alpha_t) \cdot y_{t-1}$$

gdzie: α_t - operator krzyżowania heurystycznego, r - parametr.

Model 6 (PR) – model wg Prigogine'a. Model opisuje wzór (9) [10]. Prognozy w metodzie wykonywane były krokowo. Parametry modelu na danych z zakresu estymacji dobierane były z wykorzystaniem optymalizacji metodą DEPS. Minimalizacji podlegał błąd RMSE. Prognozy modelem wykonano dla prognozowanego szeregu czasowego LP_SUM oraz w sposób zdekomponowany – model (PR_D). Dekompozycja była identyczna jak w modelu 4.

$$(9) \quad \hat{y}_t = y_{t-1} \cdot \left[1 + R \cdot \left(1 - \frac{y_{t-1}}{K} \right) \right] \quad y_t \geq 0$$

gdzie: y_{t-1} - liczebność populacji w chwili $t-1$, R - współczynnik szybkości wzrostu populacji, K - pułap rozwoju (przewidywany wzrost populacji w przyszłości).

Model 7 – model hybrydowy. Model opisuje wzór (10) [10,18]. Do budowy modelu wykorzystano trzy najlepsze modele (A, B oraz C) wytypowane metodą ekspercką z równymi wagami.

$$(10) \quad \hat{y}_t^{hybryd} = \frac{1}{3} \cdot (\hat{y}_t^{model_A} + \hat{y}_t^{model_B} + \hat{y}_t^{model_C})$$

W tabeli 3 przedstawiono listę modeli wraz z ich cechami.

Tabela 3. Modele wykorzystane do prognoz liczby pożarów z przyczyn elektrycznych (LP_SUM).

Klasa modelu	Nazwa modelu	Kod nazwy	Wykorzystane szeregi czasowe (zmiennne wejściowe)	Dekompozycja (osobne prognozy 5 składowych LP_SUM)
Liniowy	Funkcja liniowa	FL	LP_SUM	-
	Model autoregresyjny	AR	LP_SUM	-
	Regresja wieloraka	RW	LP_WUE, LP_NOU, LP_WUG, LP_NOG, LP_EST	-
Teoria chaosu zdeterminowanego	Model oparty na wymiarze fraktalnym	WF	LP_SUM	-
		WF_D	LP_WUE, LP_NOU, LP_WUG, LP_NOG, LP_EST	TAK
	Model krzyżowania heurystycznego	KH	LP_SUM	-
	Model wg Prigogine'a	PR	LP_SUM	-
Połączenie kilku modeli	Model hybrydowy	PR_D	LP_WUE, LP_NOU, LP_WUG, LP_NOG, LP_EST	TAK
		HY	LP_SUM, LP_WUE, LP_NOU, LP_WUG, LP_NOG, LP_EST	-

Badania zostały wykonane w kilku krokach:

- Krok 1.** Estymacja parametrów modeli od nr 1 do nr 6 włącznie (lata 2003-2015), wygenerowanie prognoz ex post (lata 2016-2019), weryfikacja jakości dopasowania modeli oraz prognoz ex post.
- Krok 2.** Wybór ekspercki trzech modeli do budowy modelu hybrydowego nr 7.
- Krok 3.** Wykonanie prognoz ex post (lata 2016-2019) modelem nr 7 hybrydowym oraz weryfikacja jakości dopasowania modelu oraz prognoz ex post.
- Krok 4.** Ponowna estymacja parametrów wszystkich modeli dla całości dostępnych danych (lata 2003-2019), wygenerowanie prognoz ex ante (lata 2020-2023), weryfikacja jakości dopasowania oraz ekspercka ocena jakości prognoz ex ante z wyborem najbardziej wiarygodnego modelu.

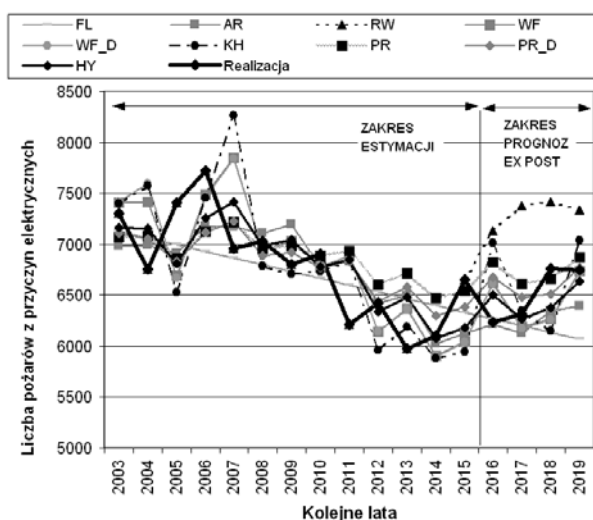
Prognozy ex post liczby pożarów budynków z przyczyn elektrycznych od roku 2016 do roku 2019

Wykonano estymację parametrów modeli oraz prognozy ex post dla modeli od nr 1 do nr 6. Na podstawie uzyskanych wyników wybrano do modelu hybrydowego (HY) trzy modele: model AR, model PR_D oraz model WF. Do oceny modeli zastosowano: błąd RMSE (ang. Root Mean Square Error), błąd MAPE (ang. Mean Absolute Percentage Error) oraz R - współczynnik korelacji liniowej Pearsona. Wskaźnik R miał jedynie charakter pomocniczy. W tabeli 4 przedstawiono uzyskane wyniki. Na rysunku 4 przedstawiono graficznie dopasowanie wszystkich modeli do wartości rzeczywistych (lata 2003-2015) oraz wyniki prognoz ex post obliczone dla horyzontu 4 lat (2016-2019).

Tabela 4. Dopasowanie modeli na zakresie danych (2003-2015) oraz wyniki prognoz ex post liczby pożarów z przyczyn elektrycznych obliczone dla horyzontu 4 lat (2016-2019).

Nazwa modelu	Kod nazwy	Zakres estymacji parametrów modeli			Zakres prognoz ex post		
		Błąd RMSE	Błąd MAPE [%]	R	Błąd RMSE	Błąd MAPE [%]	R
Funkcja liniowa	FL	354,4	4,44	0,758	465,0	5,39	-0,915
Model autoregresyjny	AR	378,4	4,71	0,660	288,7	3,67	0,895
Regresja wieloraka	RW	0,5	0,01	0,999	822,4	12,40	0,657
Model oparty na wymiarze fraktalnym	WF	478,7	5,97	0,620	319,0	3,89	0,123
	WF_D	502,2	6,21	0,597	320,8	3,98	0,118
Model krzyżowania heurystycznego	KH	589,2	6,92	0,553	516,3	6,58	-0,197
Model wg Prigogine'a	PR	407,7	5,02	0,631	339,7	4,41	0,114
	PR_D	372,7	4,61	0,672	264,7	3,43	0,189
Model hybrydowy	HY	370,6	4,79	0,658	242,4	3,09	0,349

Oznaczenia w tabeli: pogrubiono trzy wybrane modele wykorzystane do budowy modelu hybrydowego (HY) oraz po cztery najlepsze wyniki dla każdej miary jakości i każdego zakresu osobno.



Rys.4. Dopasowanie modeli i wyniki prognoz ex post (2016-2019).

Tabela 5. Dopasowanie modeli na zakresie danych (2003-2019).

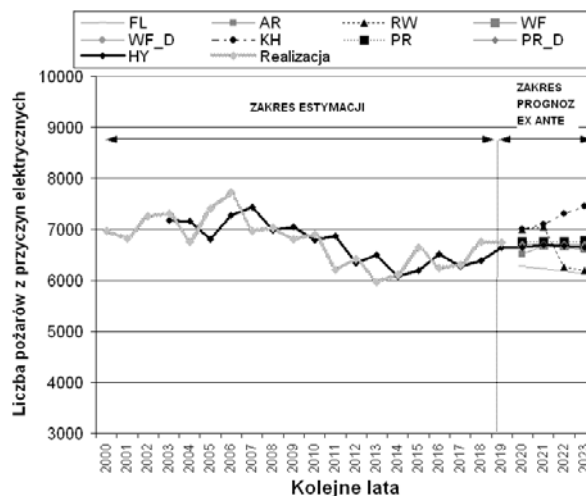
Nazwa modelu	Kod nazwy	Zakres estymacji		
		Błąd RMSE	Błąd MAPE [%]	R
Funkcja liniowa	FL	367,3	4,59	0,632
Model autoregresyjny	AR	354,7	4,42	0,678
Regresja wieloraka	RW	168,8	1,81	0,934
Model oparty na wymiarze fraktalnym	WF	446,3	5,48	0,622
	WF_D	465,9	5,68	0,602
Model krzyżowania heurystycznego	KH	572,8	6,82	0,500
Model wg Prigogine'a	PR	364,4	4,46	0,625
	PR_D	350,5	4,29	0,667
Model hybrydowy	HY	358,2	4,38	0,666

Oznaczenia w tabeli: pogrubiono trzy wybrane (najlepsze) modele wykorzystane do budowy modelu hybrydowego (HY) oraz cztery najlepsze wyniki dla każdej miary dopasowania.

Prognozy ex ante liczby pożarów budynków z przyczyn elektrycznych od roku 2020 do roku 2023

Wykonano ponownie estymację parametrów modeli wykorzystując całość dostępnych danych (lata 2003-2019), następnie obliczono prognozy ex ante z horyzontem 4 lat (2020-2023) dla modeli od nr 1 do nr 6. Wykorzystano wszystkie modele aby porównać dopasowanie modeli do wyników estymacji na krótszym o 4 lata okresie (2003-2015). Po analizie wyników ex post oraz dopasowania dla obu zakresów estymacji, do budowy ostatniego modelu hybrydowego wykorzystano trzy modele: model AR, model PR_D oraz model WF. W tabeli 5 przedstawiono uzyskane

wyniki dopasowania modeli na zakresie estymacji parametrów modeli. Natomiast na rysunku 5 przedstawiono graficznie wyniki prognoz ex ante obliczone dla horyzontu 4 lat (2020-2023) dla wszystkich modeli (dla modelu HY również wartości z zakresu estymacji).



Rys.5. Wyniki prognoz ex ante obliczone dla horyzontu 4 lat (2020-2023) dla wszystkich modeli.

Tabela 6 zawiera wyniki prognoz ex ante dla czterech wytypowanych preferowanych modeli. Model hybrydowy wybrano jako najbardziej wiarygodny (w ocenie eksperckiej).

Tabela 6. Wyniki prognoz ex ante (horyzont 4 lata) dla wybranych czterech modeli.

Nazwa modelu	Kod nazwy	Rok prognozy ex ante			
		2020	2021	2022	2023
Model autoregresyjny	AR	6523	6673	6638	6591
Model oparty na wymiarze fraktalnym	WF	6720	6696	6672	6649
Model wg Prigogine'a	PR_D	6715	6707	6708	6713
Model hybrydowy	HY	6653	6692	6673	6651

Oznaczenia: pogrubiono końcowy wybór ekspercki – model wybrany jako najbardziej wiarygodny.

Wnioski z uzyskanych wyników

Wnioski z analizy wyników prognoz ex post:

- w porównaniu z modelem odniesienia (funkcja liniowa) gorsze okazały się dwa modele: regresja wieloraka (duże przeszacowanie) oraz model krzyżowania heurystycznego,
- najlepszym modelem (miara błędu MAPE) był model hybrydowy (lepszy o 42,63% od modelu odniesienia (funkcja liniowa) oraz o 9,74% od drugiego pod względem jakości modelu czyli modelu Prigogine'a z dekompozycją,
- dekompozycja problemu okazała się zasadna w przypadku modelu Prigogine'a ponieważ błąd MAPE modelu Prigogine'a z dekompozycją zmniejszył się o 22,30% w stosunku do modelu Prigogine'a bez dekompozycji, jednocześnie efekt poprawy po dekompozycji nie nastąpił w przypadku wykorzystania modelu opartego na wymiarze fraktalnym (wzrost błędu MAPE o 11,89%),
- przyjmując za miary główne błąd RMSE oraz błąd MAPE, współczynnik korelacji liniowej Pearsona jako miara pomocnicza okazał się mało przydatny w ocenie jakości prognoz ex post dla tego problemu prognostycznego –

współczynnik R wskazywał raczej podobieństwo kierunku zmian wartości rzeczywistej oraz prognozowanej,

- wyników prognoz ex post nie należy traktować jako jedyne i ostateczne kryterium jakości prognoz prognozowanego procesu ponieważ proces ma dość duży składnik losowy i na innym zakresie prognoz ex post wyniki mogą być nieco odmienne - wymaga to weryfikacji (poszerzone badania na innych procesach tego samego typu np. dane z pojedynczego województwa lub dane pochodzące z innych krajów).

Wnioski z analizy wyników prognoz ex ante:

- prognozy funkcją liniową miały najmniejsze wartości,
- prognozy modelem krzyżowania heursytycznego miały wartości największe,
- prognozy modele regresji wielorakiej miały charakter oscylacji,
- prognozy pozostałych modeli miały dość zbliżone wartości.

Wnioski z analizy wyników miar dopasowania dla dwóch zakresów estymacji parametrów modeli:

- najlepsze dopasowanie wg wszystkich trzech miar dopasowania uzyskał model regresji wielorakiej przy jednocześnie bardzo słabej jakości prognozach ex post – zbytne dopasowanie w zakresie estymacji może zatem sugerować potencjalnie słabą jakość modelu prognostycznego, w tym przypadku prawdopodobnie model wykorzystywał zbyt dużą liczbę strojonych parametrów (dziewięć) w stosunku do długości prognozowanego szeregu czasowego (dziewiętnaście lat),
- współczynnik korelacji liniowej Pearsona był pomocny w ocenie dopasowania modeli ponieważ jego wartości były zbliżone z oceną jakości miarami dopasowania RMSE oraz MAPE,
- dopasowanie poszczególnych modeli na zakresie estymacji krótszym (2003-2015) oraz dłuższym (2003-2019) były podobne w sensie rankingu modeli stąd identyczny wybór trzech modeli do modelu hybrydowego po estymacji parametrów modeli na dłuższym zakresie (2003-2019).

Podsumowanie

Z przeprowadzonych badań wynika, że najprawdopodobniej liczba pożarów z przyczyn elektrycznych będzie miała w najbliższych czterech latach nieznaczną tendencję malejącą z niewielkimi oscylacjami. W ocenie eksperckiej najlepsze wyniki uzyskał model hybrydowy wykorzystujący trzy modele o odmiennych konstrukcjach.

Dwa modele (każdy w dwóch wariantach z dekompozycją i bez dekompozycji) wykorzystujące teorię chaosu deterministycznego okazały się skuteczne w prognozowaniu badanego zjawiska (z wyjątkiem modelu krzyżowania heursytycznego).

Szczególnie korzystny okazał się model wg Prigogine'a, a dekompozycja problemu na pięć składowych prognozowanego procesu pozwoliła na dodatkowe zmniejszenie błędu prognozy w stosunku do modelu wg Prigogine'a wykorzystującego tylko szereg czasowy prognozowanego procesu.

Autorzy: dr hab. inż. Paweł Piotrowski, prof. uczelni, Politechnika Warszawska, Instytut Elektroenergetyki, ul. Koszykowa 75, 00-662 Warszawa, E-mail: pawel.piotrowski@ee.pw.edu.pl

LITERATURA

- [1] Wiatr J., Statystyki pożarów budynków, których przyczyną była niesprawna instalacja elektryczna lub przyłączone do niej urządzenia elektryczne, *elektro.info*, 183 (2020), nr 4, 40-41
- [2] Piotrowski P., Wiatr J., Piotrowski M., Analiza statystyczna danych historycznych oraz prognozy do roku 2021 liczby pożarów budynków spowodowanych niesprawna instalacją elektryczną lub przyłączonymi do niej urządzeniami elektrycznymi, *Elektro.info* 178 (2019), nr 10, 46-50
- [3] Babrauskas V., Research on Electrical Fires: The State of the Art, *Fire Safety Science*, (2009) n 1, 3-18
- [4] Haque F., Chowdhury A., Marma H., Prediction of burn incidents due to faulty installations in RMG factories in Bangladesh, International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE), Bangladesh (2017)
- [5] Jaskółowski W. Wiatr J., Instalacje fotowoltaiczne. Podstawy fizyczne działania. Ochrona odgromowa. Zasady neutralizacji zagrożeń porażenia prądem elektrycznym w czasie pożaru, *Zeszyty Naukowe SGSP* 59 (2016), nr 3, 71-99
- [6] Chybowski R., Jaskółowski R., Badanie rozprzestrzeniania płomieni po przewodach elektrycznych, *Przegląd Elektrotechniczny*, (2005), nr 1, 128-130
- [7] Szczurek A., Pożary spowodowane przyczynami elektrycznym, *Przegląd Elektrotechniczny* (2010), nr 9, 130
- [8] Pożary spowodowane przez urządzenia elektryczne w instalacjach niskiego napięcia, <https://www.eaton.com/content/dam/eaton/markets/residential/pl/documents/Przewodnik-po-normach-AFDD-PL.PDF> (dostęp 1.07.2020)
- [9] <https://dane.gov.pl/search?q=po%C5%BCary> (dostęp 01.07.2020)
- [10] Popławski T., Wybrane zagadnienia prognozowania długoterminowego w systemach elektroenergetycznych, Wydawnictwo Politechniki Częstochowskiej, Częstochowa (2012)
- [11] Dobrzańska I., Dąsał K., Łyp J., Popławski T., Sowiński J., Prognozowanie w elektroenergetyce. Zagadnienia wybrane. Wydawnictwo Politechniki Częstochowskiej, Częstochowa, (2002)
- [12] Piotrowski P., Prognozowanie w elektroenergetyce w różnych horyzontach czasowych. Oficyna wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa (2013)
- [13] Baczyński D., Parol M., Piotrowski P., Współczesne problemy prognozowania w elektroenergetyce. Zagadnienia wybrane, OWPW, Warszawa (2020)
- [14] Piotrowski P., Baczyński D., Robak S., Kopyt M., Piekarczyk M., Polewaczyk M., Comprehensive forecast of electromobility mid-term development in Poland and its impacts on power system demand, *Bulletin of the Polish Academy of Science. Technical Sciences*, 68 (2020) n 4 (w druku)
- [15] Trojanowska M., Wykorzystanie teorii chaosu zdefiniowanego w prognozowaniu krokowym rocznego zużycia energii elektrycznej przez odbiorców wiejskich, *Infrastruktura i ekologia terenów wiejskich*, (2005), nr 2, 121-128
- [16] Popławski T., Dudek G., Łyp J., Forecasting methods for balancing energy market in Poland, *Electrical Power and Energy Systems*, 65 (2015) 94–101
- [17] Sowiński J., Model of medium-term forecasting of energy mix in Poland, *E3S Web of Conferences* 108, 01002 (2019)
- [18] Piotrowski P., Baczyński D., Kapler P., Wielowariantowe prognozy liczby pojazdów elektrycznych w Polsce do roku 2025 oraz ich wpływ na roczne zapotrzebowania na energię elektryczną, *Przegląd Elektrotechniczny*, 96 (2020), nr 1, 138-141