

Jacek ŁYP*

Problematyka krótkoterminowego prognozowania obciążeń elektroenergetycznych dla potrzeb uczestnictwa w rynku energii

STRESZCZENIE. Artykuł stanowi wycinkowy przegląd niektórych zagadnień krótkoterminowego prognozowania w elektroenergetyce, związanych z zaobserwowanymi, aktualnymi i przewidywanymi w związku z ewolucją krajowego rynku energii różnego szczebla potrzebami, problemami i wyzwaniem. Zrelacjonowano aktualną sytuację w elektroenergetyce jako genezę podjętego tematu. Opisano specyfikę przekroju grupy podmiotów, których dotyczy będzie obowiązek sporządzania prognoz. Poruszono pewne, newralgiczne, zdaniem autora, zagadnienia związane z projektowaniem architektury systemów prognostycznych, wyborem danych wejściowych, technik prognostycznych, ich implementacją i oceną jakości.

SŁOWA KLUCZOWE: prognozowanie, elektroenergetyka, profile obciążenia dobowego

Wprowadzenie

Zgodnie z [1] blisko 1,6 miliona odbiorców, zużywających rocznie około 80 TW·h energii elektrycznej (co stanowi około 55% zużycia krajowego), uzyskało prawo zakupu energii poza lokalnym Przedsiębiorstwem Dystrybucyjnym. Dotychczas tylko znikoma

* Dr inż. — Instytut Elektroenergetyki, Politechnika Częstochowska, Częstochowa;
e-mail: jackrat@el.pcz.czest.pl

Recenzent: prof. dr hab. inż. Eugeniusz MOKRZYCKI

liczba odbiorców z tego prawa skorzystała. Możliwość swobodnego wyboru sprzedawcy energii, oferującego atrakcyjniejsze ceny, stanowi dla uprawnionego uczestnika rynku energii pokusę, która wzmaga zainteresowanie swymi prawami i obowiązkami oraz zasadami funkcjonowania rynku. Przejście do aktywnego uczestnictwa w rynku energii oznacza wzrost ryzyka finansowego wynikającego z utraty gwarancji stabilności cen energii wynikających z taryf dotychczasowego dostawcy. Wdrożenie zasad kształtowania cen energii na Rynku Bilansującym w lipcu 2002 r., wydatnie to ryzyko powiększyło; podobnie jak późniejsze zawężenie przedziału dopuszczalnych odchyłań właściwych dla stosowania cen CRO. Od pewnego czasu, na analogicznym tle, wzbudzają emocje pogłoski o planach zmiany sposobu grafikowania i rozliczania z trybu dobowo-godzinowego na tryb dobowo-kwadransowy¹.

W obecnej sytuacji, najbardziej podstawowym spośród narzędzi minimalizacji ryzyka, wydaje się być odpowiednio efektywny model krótkoterminowej prognozy zapotrzebowania na energię. Jest to główna przyczyna, dla której problematyka krótkoterminowego prognozowania obciążeń stała się w ostatnich latach tak znaczącym i żywotnym tematem.

Komu prognoza krótkoterminowa i dlaczego?

Prognozami krótkoterminowymi profili obciążenia dobowego zainteresowany jest szereg podmiotów o różnicowanym charakterze i z rozmaitych przyczyn.

Prognozowaniem dla Krajowego Systemu Elektroenergetycznego (KSE) z racji swej roli i zadań zajmuje się Operator Systemu Przesyłowego (OSP). Potrzeby prognostyczne OSP wynikają głównie z odpowiedzialności za równowagę i zbilansowanie KSE, ale również z marketingu.

Dla systemów odpowiadających terytoriom swej działalności prognozują Spółki Dystrybucyjne (SD) (według obowiązującej terminologii — Sieciowe Przedsiębiorstwa Energetyczne,) na własne potrzeby, przede wszystkim związane z uczestnictwem w rynku energii. Spółki w pewnych sytuacjach wykonują też prognozy obciążenia swych odbiorców. Jednym ze sposobów poprawy jakości prognoz jest wydzielenie z podmiotowego systemu grup, bądź nawet pojedynczych odbiorców energii, przejawiających na tyle zindywidualizowany charakter zmienności obciążeń, że wpływa on zakłócająco na obraz całego systemu. Zwykle, dopasowanie do takich „odstających” odbiorców dedykowanych modeli prognostycznych, jest efektywnym podejściem.

Inną przyczyną wykonywania prognoz dla poszczególnych odbiorców jest walka o klienta — spółki z oczywistych względów starają się odwieść swych odbiorców od decyzji podjęcia aktywnego uczestnictwa w rynku poprzez zaoferowanie atrakcyjnych warunków dostawy energii. Aby zoptymalizować ofertę, poszukiwane są wszelkie sposoby minima-

¹ Obawy te nie znalazły potwierdzenia w obowiązującej od 1 czerwca 2006 Instrukcji Ruchu i Eksploatacji Sieci Przesyłowej [2], jednak nieoficjalnie rozpowszechnione jest przekonanie, że w przyszłości tryb dobowo-kwadransowy zostanie wprowadzony.

lizacji strat finansowych wynikających z niezbilansowania. Środkiem ku temu może się okazać wyspecjalizowany model prognozy.

Prognozy dla swoich potrzeb wykonują także odbiorcy końcowi; zarówno ci, dla których jest to konieczność i obowiązek z uwagi aktywnego wykorzystywania zasady TPA (*Third Party Access*), jak i odbiorcy taryfowi dopiero rozważający korzystanie z TPA w przyszłości. Zaopatrują się oni w narzędzia prognostyczne, wykonują symulacje i analizy w celu podjęcia właściwych decyzji.

Niestety, problem krótkoterminowego prognozowania dla kategorii odbiorców obecnie rozważających realną możliwość skorzystania z nabytych uprawnień, jest jakościowo zupełnie innym zadaniem, niż prognozowanie dla KSE, czy systemów SD. Inny jest zakres możliwych do uwzględnienia zmiennych wejściowych; drastycznie inna i o wiele bardziej zróżnicowana zmienność obciążeń.

Przykładem dość niecodziennych potrzeb może być zainteresowanie problemem prognozowania miesięcznego zużycia energii dla najmniejszych odbiorców taryfowych. Prognozy takie miałyby być narzędziem monitorowania i wykrywania ewentualnych nieprawidłowości w przebiegu procedur akwizycji danych (np. nierzetelność inkasentów, celowe zawyżanie odczytów przed podwyżką cen itp.). Prognoza odgrywa tu zupełnie odmienną rolę: nie jest przewidywaniem przyszłości, ale narzędziem weryfikacji przeszłości. Inne przyczyny zainteresowania takimi prognozami wywodzą się z planów związanych z redukcją kosztów obsługi końcowego odbiorcy poprzez wprowadzenie systemu rozliczeń ryczałtowych.

Odbiorcy pozostający mimo nabytych uprawnień w sferze rozliczeń taryfowych stanowią znaczącą pod względem liczebności grupę. Po 1 lipca 2004 r. liczebność uprawnionych odbiorców zwiększyła się z około 600 do 1,58 mln, a pomimo tego stopień otwarcia rynku w 2005 r. oceniony został jako niezadowolający. Można spodziewać się uregulowań prawnych bądź innych kroków, które spełnią rolę bodźców skłaniających do korzystania z TPA (tab. 1).

TABELA 1. Wykorzystanie prawa do TPA w roku 2005 [3]

TABLE 1. Using of right to TPA in 2005 year [3]

| Liczba odbiorców ogółem [mln] | Liczba odbiorców uprawnionych do TPA [mln] | Liczba odbiorców korzystających z TPA | Energia dostarczona odbiorcom uprawnionym do TPA [TW·h] | Energia dostarczona odbiorcom korzystającym z TPA [TW·h] |
|-------------------------------|--|---------------------------------------|---|--|
| 15,5 | ~1,58 | 35 | 78,0 | 7,433 |

Jak widać (tab. 1), w grupie odbiorców uprawnionych tkwi duży potencjał, który może dostarczyć prognostom niebagatelnych wyzwań.

Przepis na prognozę

Bazą do opracowania funkcjonalnego modelu prognostycznego są:

- ❖ warsztat uzbrojony w sprawdzone techniki,
- ❖ zbiór danych wejściowych,
- ❖ znajomość specyfiki procesu obciążenia elektroenergetycznego.

O ile dwie pierwsze pozycje są oczywiste, trzecia może wydawać się niekoniecznie niezbędna. Jednakże, z jednej strony, znajomość realiów zagadnień zmienności obciążeń elektroenergetycznych, może uchronić mniej doświadczonych prognostów przed wieloma pułapkami, zaś z drugiej strony, jest środkiem efektywnego wykorzystania użytych technik prognostycznych. Jakie by one nie były, czy będą to metody statystyczne, czy rodem ze sztucznej inteligencji, nie należy ich obciążać odwzorowywaniem rytmów zmienności, oczywistych dla każdego obeznanego z elektroenergetyką. Niefrasobliwie zastosowany do surowych danych model, wyczerpie swój potencjał na identyfikację głównych trendów i sezonowości nie rozróżniając subtelniejszych prawidłowości. Wymagania jakościowe stawiane przed systemami prognozowania są na tyle wysokie, że walka toczy się o każdy ułamek procenta osiąganego błędu.

Wobec wielkiej różnorodności i indywidualności charakterów prognozowanych systemów, pożądane jest rzetelne rozpoznanie problemu, na które złożą się: badanie natury zmienności procesu, poszukiwanie powiązań, prawidłowości i reguł z zachowaniem należytej ostrożności, chroniącej przed błędami rutyny. Etap ten może i powinien dostarczyć skutecznych modeli dekompozycji zadania na fragmenty, do których można będzie zastosować w obiektywny sposób dobrane techniki prognostyczne.

Testowanie i ocena kompletnych wariantów rozwiązań to kolejny newralgiczny etap, którego rzetelna realizacja wymaga należytej dozy ostrożności, sceptycyzmu i dbałości o reprezentatywność. Łatwo w tym miejscu wpaść w pułapkę niczym nie uzasadnionego subiektywizmu, lub co gorsze, popełnić błędy w sztuce, polegające np. na interpretacji prognoz wygasłych obciążonych znanymi z góry informacjami. Tej ostatniej okoliczności trudno się ustrzec. W pewnych warunkach już samo wnioskowanie oparte na podstawie porównania wskaźników jakości prognoz wygasłych otrzymanych w osobno nienagannie przeprowadzonych eksperymentach, może zostać zakwalifikowane do błędów tej kategorii. Podręcznikowy przykład to dwukrotne użycie tych samych danych: raz do estymacji parametrów modelu (np. wyznaczenia współczynników regresji) i drugi raz do testowania gotowego modelu. Jeśli uznać fazę wyboru ostatecznego spośród przygotowanych wariantów modelu wg kryterium najmniejszego błędu prognozy wygasłej (nawet wykonanej na niewykorzystanych wcześniej danych), za jeden z elementów procesu projektowania, to wybór ten będzie skażony nieprawidłowym wykorzystaniem danych testowych. Dane testowe powinny być wykorzystane do weryfikacji tezy o nieistotności różnic między jakością prognoz wygasłych wykonanych dla danych użytych do projektowania i danych testowych. Stwierdzenie różnic jest sygnałem alarmowym: model jest przesterowany (zbyt dokładnie dopasowany do danych, przetrenowany) lub w testowanym zbiorze znalazły się dane

z okresu czasu, w którym w procesie zaszły ważne zmiany, nie mające odpowiedników w zbiorze, który posłużył do estymacji parametrów.

Niektóre realia

Jeszcze kilka lat temu, prognosta prezentujący swoje rozwiązania, musiał być przygotowany do odpowiedzi na obowiązkowe w takich okolicznościach pytanie: jak będą się sprawować dane metody wobec spodziewanych wdrożeń strategii sterowania popytem — DSM (*Demand Site Management*)?

Obecnie wydaje się, że skala stosowania DSM w tradycyjnym znaczeniu jest niewielka, jednak temat ten wiąże się z innym aspektem, stanowiącym osobliwość krajowych realiów elektroenergetyki. Otóż w ramach poszukiwań sposobów redukcji ryzyka poniesienia strat finansowych na skutek odchylenia od zgłoszonych grafików obciążenia, niektóre SD zawierają z wybranymi klientami umowy, na podstawie których funkcjonuje coś na kształt lokalnego rynku bilansującego z usługami regulacyjnymi. Klient, np. odbiorca przemysłowy, posiadający w swej gestii źródła wytwórcze w postaci elektrowni lub elektrociepłowni przemysłowej, formalnie pozostaje odbiorcą/dostawcą taryfowym. Jednak na podstawie dwustronnych porozumień zgadza się na współudział w pokrywaniu kosztów swojego niezbilansowania, które normalnie ponosiłby dostawca. Wiąże się to od strony technicznej z odpowiednim opomiarowaniem, a od strony organizacyjnej z przygotowaniem i dostarczaniem do SD grafiku obciążenia w trybie dobowo-godzinowym, w reżimie podobnym jak realizowane jest to w systemie WIRE. W zamian za to SD oferuje np. atrakcyjne ceny za odebraną/dostarczoną energię. Na podstawie takiej umowy, część kosztów SD powstających na skutek niezbilansowania prawdopodobnie kłopotliwego w prognozowaniu podmiotu, zostaje przeniesiona na niego, dodatkowo wywierając efekt dyscyplinujący. Klient stara się unikać tych kosztów, zatem jego grafiki są przygotowywane starannie, a ponadto podejmowane są kroki, aby grafik zrealizowano bez koniecznych odchylenia. Klient, w przeciwieństwie do SD ma większe możliwości, aby swym popytem sterować w krytycznych sytuacjach. Na tym nie koniec. Na podstawie dalszych porozumień dwustronnych, źródła wytwórcze klienta, na odpowiednio wynegocjowanych warunkach finansowych i odpowiednio do swoich zdolności wytwórczych na dany dzień, świadczą dla SD usługę interwencyjnego zwiększenia bądź redukcji produkcji. Jeśli właściwe służby w SD zaobserwują istotne odchylenie wykonania od własnego grafiku, kontaktują się z Dyżurnym Inżynierem Ruchu w elektrowni klienta i uruchamiają właściwą opcję przyrostową lub redukcyjną zależnie od potrzeb. Jest to druga opisywana tu sytuacja, kiedy prognozie, na podstawie której opracowano zgłoszony grafik, w czynny sposób pomaga się w spełnieniu. Prognoza awansuje do rangi obowiązującego planu, który usilnie będzie się realizować.

Mechanizm przedstawionych tu praktyk sprzyja redukcji błędów osiąganych w praktycznie eksploatowanych systemach prognostycznych, dlatego klasyczna metoda oceny ich jakości (metodą prognoz wygasłych) bez uwzględnienia dodatkowych informacji o przebiegu procesu byłaby nieuczciwa.

Dodatkowe zmienne

Pogoń za podnoszeniem precyzji prognoz jest bodźcem, który skłania do poszukiwań dodatkowych zmiennych, innych niż historia samego procesu obciążenia. Tradycyjnie w sferze zainteresowań wymienia się:

- ✧ czynniki meteorologiczne (zarówno wielkości bieżące lub z przeszłości jak i prognozowane):
 - ✧ temperatura,
 - ✧ zachmurzenie,
 - ✧ nasłonecznienie,
 - ✧ prędkość wiatru,
 - ✧ wilgotność względna,
 - ✧ opad atmosferyczny;
- ✧ kalendarz zdarzeń (święta, wydarzenia kulturalne, popularne programy TV, itp.),
- ✧ inne specyficzne informacje (cyklu produkcyjny, koniunktura).

Istotnym czynnikiem przy wyborze zmiennych pogodowych jest określenie ich skorelowania z prognozowaną wielkością przy ustalonym odstępnie czasu między nimi. Dla większych systemów ze znaczącym udziałem odbiorców bytowo-komunalnych, najlepsze skorelowanie występuje między obciążeniem i temperaturą sprzed dwóch dni [8, 9]. Jest to logiczne z uwagi na pewną bezwładność reakcji odbiorców na zmiany temperatury — załączanie i wyłączanie ogrzewania elektrycznego, i klimatyzatorów postępuje w miarę schładzania lub nagrzewania murów budynków. Oczywista jest również sezonowo zmieniająca się siła takiej korelacji. W godzinach bezpośrednio poprzedzających moment zachodu słońca zaobserwować można wyraźną korelację między intensywnością zachmurzenia i wielkością poboru mocy.

Nieporównanie bardziej niż w przypadku KSE i systemów SD, zróżnicowana specyfika poszczególnych rodzajów mniejszych podmiotów sugeruje weryfikację celowości i użyteczności stosowania ww. statystyk indywidualnie dla każdego przypadku. Zadanie może się okazać żmudne, gdyż istnieje wiele potencjalnie użytecznych form użycia zmiennych, zaś korelacja procesu z daną wielkością na pewno będzie się charakteryzować zmienną siłą w różnych porach roku jak i doby, a czasem także w różnych dniach tygodnia [5].

Do implementacji dodatkowych zmiennych sterujących, zazwyczaj praktykuje się jeden z dwóch sposobów:

- ✧ bezpośrednio w modelu (jako zmienne równouprawnione z fundamentalnymi informacjami o procesie),
- ✧ w osobnym module pomocniczym (adekwatnie korygującym wyjście modelu podstawowego w funkcji zmiennych dodatkowych).

Rozwiązania predyktorów

W większych systemach o wystarczającym stopniu wymieszania różnych typów odbiorców, sprawdzają się stosunkowo proste rozwiązania. Wobec systemów aktualnie stanowiących prognostyczne wyzwanie, projektowane są dużo bardziej złożone modele wykorzystujące różnego rodzaju zmienne, wyrafinowane metody dekompozycji, wieloetapowe procedury, czasem nawet z ciągłym wykorzystywaniem heurystycznej wiedzy ludzkiej i ciągłego nadzoru autorskiego.

Można pokusić się o następującą, uproszczoną klasyfikację rodzajów rozwiązań:

- ✧ modele z jednowymiarowym wyjściem,
- ✧ modele z wielowymiarowym wyjściem,
- ✧ modele złożone.

Do pierwszych należą modele działające analogicznie do metod predykcji szeregów czasowych, działających na zasadzie bardziej lub mniej jawnie wykonywanej regresji obciążenia jako funkcji wektora zmiennych sterujących, podobnie jak w poniższej postaci:

$$\hat{P}_{d+\text{wyp},h} = f(P_{d+\text{wyp}-7,h}, P_{d,h-2}, P_{d,h-1}, P_{d,h}, P_{d,h+1}, T_{d \min}, T_{d \max}, DT, \dots) \quad (1)$$

gdzie: $P_{d,h}$ — obciążenie w h -tej godzinie doby d ,
 wyp — liczba dni wyprzedzenia, z jakim jest wykonywana prognoza,
 $T_{d \min}, T_{d \max}$ — temperatura w dobie d , odpowiednio: minimalna i maksymalna,
 DT — zakodowany w sposób binarny dzień tygodnia (1000000–pn, 0100000–wt,...).

Kompletne rozwiązanie będzie się składać z 24 funkcji, po jednej dla każdej godziny doby, przy czym zaletą jest możliwość indywidualnego komponowania składowych wektora zmiennych sterujących osobno dla każdej godziny. Idąc dalej tą ścieżką można budować dedykowane modele dla różnych dni tygodnia, różnych pór roku itp.

Przykład modelu z wielowymiarowym wyjściem [6]:

$$[\hat{P}_{d+\text{wyp},1}, \dots, \hat{P}_{d+\text{wyp},24}] = f \left(\begin{array}{l} P_{d+\text{wyp}-7,1}, P_{d+\text{wyp}-7,2}, \dots, P_{d+\text{wyp}-7,24}, \\ P_{d \min}, P_{d \text{sr}}, P_{d \max}, T_{d \min}, T_{d \text{sr}}, T_{d \max}, DT \end{array} \right) \quad (2)$$

gdzie: $P_{d \min}, P_{d \text{sr}}, P_{d \max}$ — obciążenie w h -tej godzinie doby d .

Modele takiej klasy, ewidentnie przeznaczone są dla spokojnych, stabilnych systemów, lub w sytuacjach, gdy problem minimalizacji błędów nie jest traktowany priorytetowo.

Przykładem trzeciej klasy może być opisany w [7] model złożony predyktora neuronowego z osobną prognozą wektora godzinowych stopni wyrównania i przyrostów dobowej energii:

$$\left[\frac{1}{\hat{m}_{d+wyp,1}}, \dots, \frac{1}{\hat{m}_{d+wyp,24}} \right] = f \left(\frac{1}{m_{d,1}}, \dots, \frac{1}{m_{d,24}}, DT \right) \quad (3)$$

gdzie: $\frac{1}{m_{d,h}} = \frac{P_{d,h}}{P_{d\acute{s}r}}$ — stopień wyrównania w dobie d o godzinie h ,

$$\Delta \hat{A}_{d+wyp} = f(\Delta A_{d-6}, \dots, \Delta A_d, \Delta T_{d-6}, \dots, \Delta T_d) \quad (4)$$

gdzie: $\Delta A_{d+i} = A_{d+1} - A_{d+1-wyp}$ — przyrost zapotrzebowania na energię dobową w odstępie ilości dni równej wyprzedzeniu prognozy,
 $\Delta T_{d+i} = T_{d+1} - T_{d+1-wyp}$ — przyrost temperatury w przeciągu wyp dni.

Ostateczny wynik prognozy to:

$$\hat{P}_{d+wyp,h} = (\Delta \hat{A}_{d+wyp} + A_d) / (24 \cdot \hat{m}_{d+wyp,h}) \quad (5)$$

Wzór (5) definiuje tu w jednoznaczny sposób metodę dekompozycji zadania prognostycznego.

Dni nietypowe

Kwestia prognozowania dla dni nietypowych (świętecznych, poprzedzających lub bezpośrednio następujących po nich) jest problematyczna i zwykle pomijana w publikacjach. Jednak w praktyce jest to ważny problem, zwłaszcza po uświadomieniu sobie zakłócającego wpływu odstających danych na model w dłuższym horyzoncie czasowym niż się to po bieźnie wydaje. Przykładowo według (4) pojedynczy dzień święteczny będzie miał taki wpływ na działanie modelu przez $7+wyp$ dni po jego wystąpieniu. Z konieczności, praktycznie stosowanym rozwiązaniom tej kategorii problemów, bliższe jest określenie ich prostymi „metodami inżynierskimi” opartymi na proporcjach i podobieństwach, niż modelami prognostycznymi bazującymi na uznanych technikach prognostycznych.

Warsztat

Przyjęty jest powszechnie podział stosowanych technik prognostycznych na dwie dziedziny:

✧ techniki statystyczne, a w tym:

- ✧ ARIMA i liczne jej klony,
- ✧ techniki regresyjne,
- ✧ wygładzanie wykładnicze,
- ✧ filtr Kalmana,
- ✧ dekompozycja widmowa,
- ✧ metody taksonomiczne,
- ✧ inne techniki statystyczne;
- ✧ techniki oparte na sztucznych sieciach neuronowych (*Artificial Neural Networks*–ANN), gdzie najczęściej stosowane to:
 - ✧ sieć Kohonena,
 - ✧ sieć Hecht-Nielsena,
 - ✧ wielowarstwowy perceptron,
 - ✧ sieć o radialnych funkcjach bazowych,
 - ✧ sieć neurorozmyta.

Przytoczone tu typy sieci należą do najczęściej opisywanych i najlepiej rozpoznanych technik, już dobrze ugruntowanych wśród krajowej społeczności prognostów-praktyków. Należy w tym miejscu wymienić choć z nazwy, pominięte rodzaje sieci o sygnalizowanym znaczeniu dla prognozowania elektroenergetycznego: sieci rekurencyjne, wielowarstwowe kaskadowe, probabilistyczne.

Sieci neuronowe czy ARIMA?

Dość popularny jest kularowy spór o prymat wśród zwolenników technik ANN i ARIMA. Często napotkać można publikacje, gdzie do rozwiązania konkretnego problemu prognostycznego, autorzy zaprzęgli dla porównania obie techniki, aby w rezultacie postawić bardziej lub mniej autorytatywny wniosek o wyższości jednej z nich nad drugą. Wnioski takie należy przyjmować z dużą dozą sceptycyzmu, ponieważ obiektywna ocena tego pojedynku jest bardzo problematyczna.

Wydaje się, że przyczyny są dwojakiego rodzaju. Pierwszy, o naturze psychologicznej, właściwy zwłaszcza dla projektantów o mniejszym doświadczeniu, to subiektywny, niejednolity stopień zaangażowania w opracowanie porównywanych modeli, wynikający np. z upodobań. Niestety, w obecnych realiach, ostrożność wnioskowania w takiej dziedzinie jak prognozowanie elektroenergetyczne jest co prawda cnotą badawczą, ale i przywarą marketingową.

Drugi rodzaj ma podłoże czysto techniczne. Z uwagi na duże różnice w sposobie projektowania, użytkowania i testowania konkurencyjnych technik, trudno określić odpowiednio wyważone warunki porównania. Techniki mają różne wymagania co do zakresu danych mających posłużyć do skonstruowania modelu. ARIMA i ANN mają diametralnie różną czaso- i pracochłonność estymacji parametrów modelu. Sam proces uczenia sieci neuronowych jest czasem określany jako bardziej sztuka niż nauka; charakteryzuje się

niepowtarzalnością wyników (co wymienia się często jako wadę i przeszkodę w zrozumieniu i akceptacji).

W popularnych publikacjach na temat sieci neuronowych, można znaleźć ich pochwałę jako techniki, która w wielu zastosowaniach nie wymaga głębokiej wiedzy na temat samego narzędzia ani szczegółowej analizy modelowanego zjawiska jako warunków osiągnięcia zadowalających rezultatów [10]. Zwłaszcza w dziedzinie predykcji szeregów czasowych eksponuje się uniwersalność i łatwość stosowania sieci w stosunku do techniki ARIMA, która dodatkowo wymaga złożonych zabiegów filtrowania, usuwania trendów i sezonowości, różnicowania (...).

Twierdzenie takie zapewne nie jest pozbawione podstaw. Jednak biorąc pod uwagę wysokie wymagania stawiane w praktyce przed metodami prognostycznymi w warunkach funkcjonowania uczestników rynku energii oraz doświadczenia zebrane na tym polu przez wielu projektantów — śmiało można przyjąć, że trywialne modele prognostyczne bezkrytycznie wykorzystujące sieci neuronowe, nie dadzą na tyle dobrych rezultatów, aby konkurować z rzetelnie przygotowanymi klasycznymi modelami. Jeśli dołożyć do tego refleksję o pułapkach czyhających na niedoświadczonego użytkownika w zakresie projektowania architektury i w procesie uczenia sieci, można zaryzykować opinię, że powodzenie stosowania modeli prognostycznych opartych o sieci neuronowe w rzeczywistych warunkach zależy od kilku czynników. Są to m.in.:

- ✧ sposób dekompozycji zadania prognostycznego, który zapewni dostarczenie specjalizowanym sieciom problemu do rozwiązania na miarę ich możliwości,
- ✧ dobre przygotowanie zbioru uczącego (z analizą stopnia filtrowania zjawisk zakłócających),
- ✧ rozwiązanie problemu efektywnego poszukiwania optymalnej architektury sieci.

Brak uprzedzeń, obiektywizm i rzetelność oceny warunkują owocne opracowania metod hybrydowych, gdzie do poszczególnych fragmentów problemu prognostycznego dobierane są w sposób optymalny różne techniki.

Niuanse doboru architektury i uczenia sieci neuronowych

Podstawowy dylemat projektanta używającego sieci neuronowych to kompromis między rozmiarami zbioru danych, przeznaczonego do nauki sieci i złożonością jej architektury. Nie jest to zresztą problem wyłącznie sieci neuronowych. Mocno rozbudowana architektura (np. ilość neuronów w warstwach ukrytych wielowarstwowego perceptronu) określa ilość punktów swobody sieci, podobnie jak stopień wielomianu aproksymującego zbiór punktów. Im więcej punktów swobody, tym lepsze dopasowanie do danych. Jednak przekroczenie pewnej granicy powoduje, że model świetnie odwzorowujący zbiór danych użyty do estymacji parametrów, nie sprawdza się na zbiorze dotychczas nieużywanych danych, pomimo przynależności do tej samej populacji statystycznej. Powodem jest zbyt dopasowanie modelu posiadającego zbyt wiele punktów swobody do danych; w przypadku sieci neuronowej określa się to terminem „przetrenowania” sieci.

Można stosować się do zaleceń różnych autorów, radzących w takich przypadkach odchudzenie architektury sieci. Istnieje wtedy obawa, czy zubożona sieć będzie w stanie wychwycić i odwzorować pożądane, subtelne zależności w modelowanym procesie.

W przypadku sieci uczonych w sposób nadzorowany [10], istnieje kilka możliwych rozwiązań tego dylematu, przy czym stosowanie każdego pojedynczo, lub ich kombinacji, wymaga rozwagi i rzetelnej weryfikacji. Są to:

- ✧ nakładanie losowego szumu na dane wejściowe,
- ✧ prezentacja wektorów uczących w losowej kolejności,
- ✧ wcześniejsze zatrzymanie uczenia.

Wykorzystanie wcześniejszego zatrzymania uczenia wiąże się z rezygnacją z szybkich metod uczenia, takich jak: metody quasi-Newtona (Broydena-Fletcher-Goldfarba-Shanno [11], metoda siecznej — OSS [12]), czy metoda Levenberga-Marquardta. Pozostają do wyboru metody wolniejsze, lecz umożliwiające w stosownym momencie zapamiętać parametry sieci by wrócić do nich w razie potrzeby. Oprócz kilku odmian klasycznego algorytmu backpropagation [10] i metody gradientów sprzężonych [10], godny jest polecenia algorytm sprężystej propagacji wstecznej [13] (*resilient backpropagation*, RPROP).

Organizacja eksperymentu uczenia sieci z poszukiwaniem optymalnej jej architektury powinna uwzględniać losowy podział zbioru danych na części: treningową, szacującą i testową. Zatrzymanie spadku błędu zbioru szacującego podczas procedury uczenia, używane jest jako kryterium zatrzymania i sygnał do powtórzenia uczenia (w celu wyeliminowania ewentualnego utknięcia w minimum lokalnym) lub zmiany architektury. W ten sposób sprawdza się wiele różnych architektur sieci, z których te charakteryzujące się najmniejszym błędem zbioru szacującego weryfikuje się na nieużywanym dotychczas zbiorze testowym.

Proporcje podziału zbioru, ilość powtórzeń cykli uczenia, poziom ewentualnego zaszumienia danych, powinno się optymalizować.

Podsumowanie

Rzeczywistość potrafi zadziwiać pojawianiem się zupełnie nieprzewidywalnych zainteresowań coraz to nowymi obszarami związanymi z prognozowaniem zapotrzebowania na energię elektryczną. Należy przypuszczać, że dopóki dynamicznie zmieniający się kształt krajowego rynku energii nie okrzepnie, pojawiać się będą takie bezprecedensowe przypadki. Niektóre okażą się żywotnymi problemami tylko przejściowo i być może tylko dla niewielkiego kręgu podmiotów.

Z drugiej strony, kierunek rozwoju rynku energii i zasad jego funkcjonowania wskazuje prawdopodobne kierunki kształtowania stabilniejszych potrzeb prognostycznych. Można przyjąć, że przyczyny niskiego poziomu wykorzystania przez odbiorców prawa do zmiany sprzedawcy energii elektrycznej wymieniane w [3] będą stopniowo rozwiązywane, a chęć aktywnego uczestnictwa w rynku będzie w dużej mierze zależeć od skuteczności oferowanych im narzędzi prognostycznych.

Wydaje się, że z natury rzeczy prognozowanie elektroenergetyczne jest dziedziną skazaną na ciągłe wyzwania, wynikające z nieustannego dążenia do niedoścignionego ideału dokładności. Wrażenie to pogłębia świadomość potrzeb wynikających z restrukturyzacji elektroenergetyki, zarówno tych pewnych (duża liczba mniejszych „niespokojnych” odbiorców), jak i jedynie przewidywanych (jak np. czterokrotne zagęszczenie okresów rozliczeniowych w dobie).

To wszystko wskazuje, że prognozowanie elektroenergetyczne będzie jeszcze długo tematem aktualnym, nośnym i wzbudzającym emocje.

Literatura

- [1] Dyrektywa 2003/54/WE Parlamentu Europejskiego i Rady Unii Europejskiej z dnia 26 czerwca 2003 r. Art. 21 pkt. 1. b).
- [2] PSE-Operator S.A. 2006: Instrukcja Ruchu i Eksploatacji Sieci Przesyłowej.
- [3] Urząd Regulacji Energetyki. 2006: Strukturalna charakterystyka rynku (2005 rok). <http://www.ure.gov.pl/index.php?dzial=16&id=1813>.
- [4] ŁYP J., 1999 — Krótkoterminowe prognozy obciążeń systemów lokalnych dla potrzeb rynku energii. Materiały konferencyjne APE'03. Gdańsk–Jurata.
- [5] ŁYP J., 2006 — Analiza wpływu czynników meteorologicznych na zmienność obciążenia odbiorcy trakcyjnego. Materiały konferencyjne PE 2006. Częstochowa–Złoty Potok.
- [6] KOLCUN M., SZATHMARY P., ŽIVČÁK D., 2000 — Short-term load forecasting using artificial neural network. Materiały konferencyjne PE, Częstochowa.
- [7] Praca zbiorowa, 2002 — Prognozowanie w elektroenergetyce, zagadnienia wybrane. Monografia pod redakcją Ireny Dobrzańskiej, rozdz. 8, Sztuczne sieci neuronowe w prognozowaniu. Wydawnictwo Politechniki Częstochowskiej, Częstochowa.
- [8] KOLCUN M., ŽIVČÁK D., 2001 — Data analysis for prediction of daily load curve. Materiały konferencyjne Środkowoeuropejskiej IV Konferencji Naukowo-Technicznej Metody i Systemy Komputerowe w Automatyce i Elektrotechnice MSKAE'01. Częstochowa/Poraj.
- [9] HANCOCK M.F., 1996 — Near and Long-Term Load Prediction Using Radial Basis Function Networks. Application of Neural Networks in Environment, Energy, and Health. World Scientific Publishing, Singapore.
- [10] MASTERS T., 1996 — Sieci neuronowe w praktyce. WNT, Warszawa.
- [11] KRĘGLEWSKI T., ROGOWSKI T., RUSZCZYŃSKI A., SZYMANOWSKI J., 1984 — Metody optymalizacji w języku FORTRAN. PWN, Warszawa.
- [12] BATTITI R., 1992 — First and second order methods for learning: Between steepest descent and Newton's method. *Neural Computation*, vol. 4, no. 2, pp. 141–166.
- [13] RIEDMILLER M., BRAUN H., 1993 — A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm. Proceedings of the IEEE. International Conference on Neural Networks.

Jacek ŁYP

Problems connected with short term load forecasting for necessities of participating in energy market

Abstract

The paper relates to the area of the selected forecasting interests, which recently have been signalized both by active and prospective participants of the Polish energy market. These problems are among other things the questions of the short term load forecasting for the new relative numerous group of participants of the Polish energy market and for small final energy consumers.

The reality can amaze at appearing of new unexpected interests of the area of electric energy demand and load forecasting. Restructuring of the Polish energy market causes growth of interest for forecast, which are needed to achieve better financial efficiency as result of exact purchase contracts and avoiding losses on the balance market, but not only. The interests have appeared in the unprecedented cases. Probably some problems will be significant and vital only for small circle of the participants of the energy market.

The execution of the schedule of the granting of the participation rights in the energy market causes, that the forecasting method for industrial energy consumers are now needed. Moreover the utilities sometimes want to offer to industrial consumers more attractive conditions to remain contracts. That is why they also need forecasting methods for their customers. Forecasting for industrial consumers is different and more difficult than forecasting for global systems and even local but complex systems.

Genesis of the interests of the monthly energy demand forecasting for the smallest tariff consumers is dissimilar. Such forecasts are needed for monitoring and detecting incorrect events in acquisition of the data of the energy consumption (for instance: dishonesty of the collectors, purposely exaggerated counter readings before the energy goes up in price). The forecast plays here the different role. It serves as the utility of the verification of the reality. The other reasons to be interested in such forecasts are: reduction of the service costs of the final consumers, restructuring of the charge system. One needs notice that the task is difficult — the smaller consumers are worse objects for forecasting than other.

The paper describes the review of objects and reasons of load forecasting and approaches methodological questions. Namely, there are raised such themes as: using of additional steering variables, using various kind of popular forecasting techniques such as statistical methods and artificial neural networks, issues of working with artificial neural networks.

KEY WORDS: forecasting, electric power engineering, daily load profiles