

УДК 681.326

Комплексное применение нейронных сетей для автоматизации прогнозирования электропотребления на региональном уровне

Староверов Б.А., д-р техн. наук, Мормылёв М.А., асп.

Предлагается новая методика построения моделей автоматизированного оперативного прогнозирования электропотребления, основанная на комплексном применении гибридной нейронной сети и ансамбля искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: прогнозирование электропотребления, искусственные нейронные сети, гибридные сети.

Complex using neuron networks for automation of the forecasting of the electro consumption on regional level

It is offered new methods of the building of the models automated operative forecasting of the electro consumption, founded on complex using hybrid neuron to network and ensemble artificial neuron networks.

Keywords: the forecasting of the electro consumption, artificial neuron to network, hybrid networks.

В условиях, когда основное количество промышленных предприятий находится в частной собственности и ориентируется на изменчивые нужды рынка и потребительский спрос, моделирование и прогнозирование потребления электроэнергии становится сложной задачей. Прогнозирование параметров электропотребления важно не только для предприятия, но и для энергоснабжающей организации, для эффективного управления которой необходимы графики нагрузки по предприятиям, отдельным узлам энергосистемы и даже отдельным участкам предприятия [1].

Формирование универсального аппарата моделирования и прогнозирования электропотребления и мощности для различных иерархических уровней, способного адекватно и надежно моделировать и прогнозировать потребление электроэнергии, позволило бы эффективно управлять спросом и предложением. Для подобных целей наиболее часто используются регрессионные модели, позволяющие определять участие тех или иных факторов в формировании электропотребления. Но зависимости, качественно моделируемые с помощью регрессионных методов, в большинстве случаев линейны, в то время как большинство потребителей характеризуются нелинейностью зависимостей электропотребления от факторов производства, погодных условий и т.д. Все это обуславливает необходимость применения более сложных регрессионных моделей, а в случае неадекватности полученных математических прогнозов – и применение нерегрессионных методов моделирования. Исследования и практический опыт показывают, что наиболее перспективным направлением в области прогнозирования на сегодняшний день является использование аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС), который позволяет более точно моделировать и прогнозировать и при этом не

требует повышенных знаний в области математической статистики, поскольку сама структура нейронной сети выбирается на этапе планирования модели. Адаптация же модели к конкретному уровню иерархии происходит на этапе обучения нейронной сети, на базе пассивного эксперимента. Это значительно упрощает процессы моделирования при увеличении точности выходных моделей и не требует излишних затрат на моделирование процессов, по сравнению с использованием активного эксперимента (дисперсионного анализа).

Оптимизация загрузки электропроизводственных мощностей, электрических сетей, планирование оптовой закупки электроэнергии на оптовых рынках электросбытовыми компаниями требуют прогноза потребления электроэнергии на разные периоды времени и с различной допустимой погрешностью. Наиболее высокие требования предъявляются к прогнозам «на сутки вперед». Однако из-за большого разнообразия и специфики графиков нагрузки и потребления электроэнергии универсальные ИНС не способны одинаково хорошо решать задачи прогнозирования, вынуждая разрабатывать специализированные ИНС, функционирующие по различным алгоритмам. Это порождает большое количество методов прогнозирования с помощью нейронных сетей, которые в своей основе используют одинаковые принципы, но отличаются набором переменных (значимых факторов), видом используемых сетей и методикой их обучения. Эти факторы затрудняют широкое использование ИНС, так как адаптация предлагаемых решений к условиям работы, например, конкретной сбытовой компании по трудозатратам сопоставима с разработкой индивидуальной оригинальной методикой. Данная проблема может быть решена двумя путями, имеющими самостоятельное значение: применение гибридных нейрон-

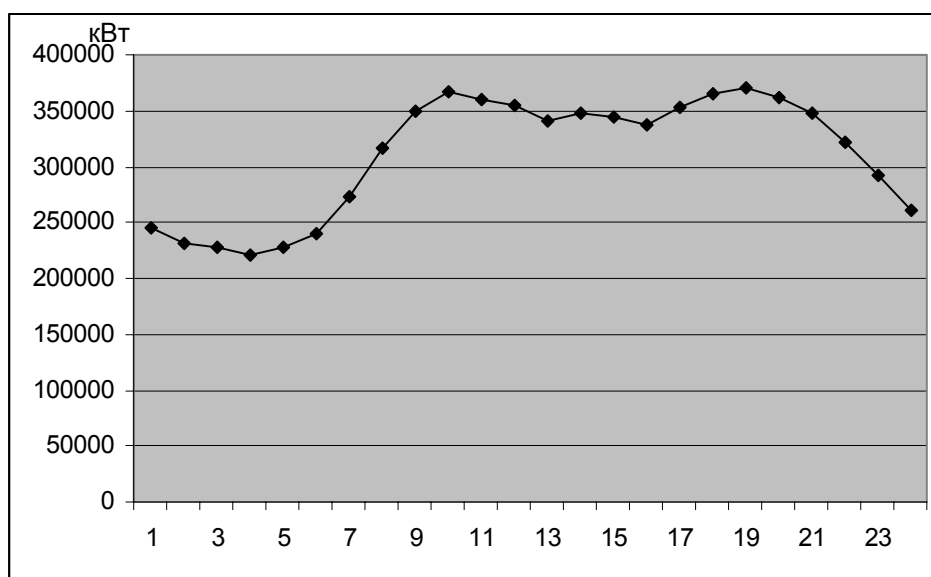
ных сетей и применение ансамбля нейронных сетей.

При использовании метода гибридных нейронных сетей наибольшую точность прогнозирования при значительном разбросе видов суточных профилей электропотребления дает объединение самоорганизующегося слоя и персептронной сети. Такая гибридная сеть совмещает классификацию (за счет первого каскада в виде сети Кохонена) и возможности аппроксимации, свойственные многослойному персептрону [2].

В качестве исходных данных для прогнозирования использовались статистические данные по энергопотреблению Костромской области за 2004 – 2008 гг. и по показателям средней температуры за этот период. Главная

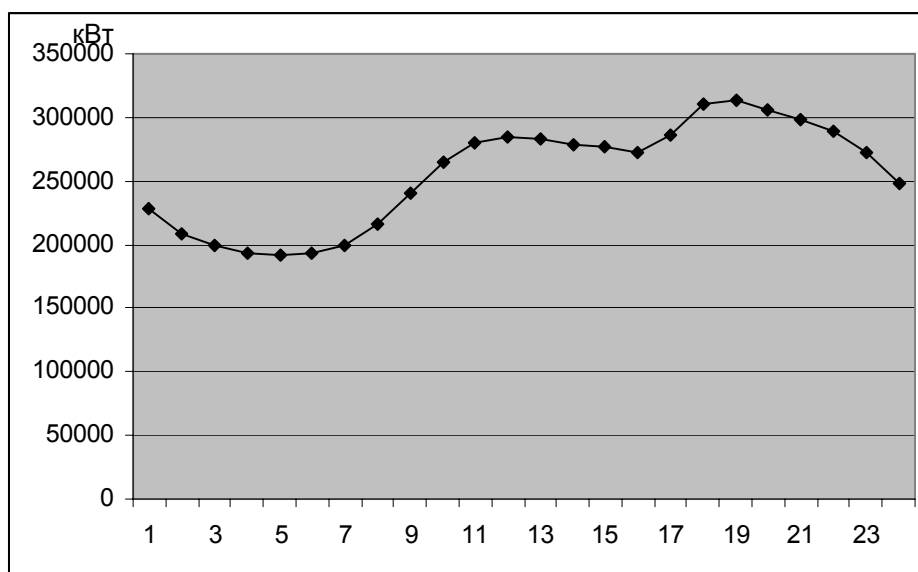
особенность часовых нагрузок энергетической системы – это определенная повторяемость характеризующих их выборок в зависимости от дня недели и месяца. Выделяются два вида нагрузок, соответствующих рабочим и нерабочим (выходные и праздники) дням. На рис. 1, 2 представлены типовые графики почасового потребления электроэнергии в рабочий и выходной дни зимнего периода (по оси ординат представлены объемы потребления в кВт·ч).

При построении графиков не учитывалось потребление электроэнергии электропоездами Северной железной дороги, проходящей по территории Костромской области. Проанализируем изменение энергопотребления в течение суток.



4

Рис. 1. Почасовое потребление электроэнергии в рабочий день зимнего периода



4

Рис. 2. Почасовое потребление электроэнергии в выходной день зимнего периода

Анализ графиков показывает, что сутки рабочего дня делятся на три периода: пик, полупик и минимум, а сутки выходного дня – на два: полупик и минимум. Так, на графике потребления электроэнергии в рабочий день минимальный уровень потребления соответствует периоду до шести часов утра; полупиковое потребление – семи и восьми часам; пиковое потребление – девяти и десяти часам, далее; до двух часов дня – полупиковое потребление; с трех до восьми вечера – пиковое; в девять часов вечера – полупик; и далее – минимальное потребление.

Аналогично рассмотрим потребление электроэнергии в выходной день (два периода потребления: полупик и минимум). До восьми часов утра наблюдаем минимум потребления, с девяти часов утра до девяти часов вечера – полупиковое потребление, с десяти часов вечера – минимальное потребление. Стоит отметить, что для каждого месяца деление суток на типовые периоды по часам различно.

Анализ состава потребителей электроэнергии показал, что промышленные потребители составляют 38,5 %; непромышленные – 24,7 %; сельскохозяйственные – 5,7 %; бытовые – 19,4 %; бюджетные – 10,5 %; прочие – 1,3 %. Как видно, основная часть потребления электроэнергии приходится на долю промышленных и непромышленных потребителей, на втором месте – бытовые потребители (население). Из этого следует, что резкие колебания в потреблении электроэнергии маловероятны. Исключение составляет Северная железная дорога.

Благодаря использованию гибридной сети были выделены следующие факторы, влияющие на энергопотребление: номер текущей недели и предыдущих трех; характер текущего и предыдущего дней: рабочий или выходной; характер часа: пик, полупик, минимум; прогнозируемое значение температуры; динамические зависимости (учет зависимости прогноза от значений нагрузки в предыдущие часы и дни). Кроме того, выделяются два вида нагрузок, соответствующих рабочим и нерабочим (выходным и праздничным) дням.

В результате двухэтапной обработки данных, а именно: определения типовых графиков потребления и непосредственного обучения нейронной сети, – удалось обеспечить следующую точность прогнозирования: в зону 5% отклонений за сутки в среднем попадает 19 из 24 часов. Однако при этом наблюдаются в отдельные дни значительные (до 10–15 %) скачки погрешности прогнозирования с дальнейшим выходом процесса в нормальный режим. Анализ результатов показал, что большинство «провальных» дней относится к слабо прогнозируемым изменениям нагрузки в силу их нерегулярности. В рассматриваемом случае – это временное изменение графика движения электропоездов по Северной железной дороге.

Для устранения этого недостатка, а именно, для повышения адаптивности процесса прогнозирования к изменению характера нагрузки и придания тем самым универсальности этой методике, целесообразно применение ансамбля нейронных сетей (АНС). Ансамбли – это совокупности нейронных сетей, взаимодействующих в целях формирования прогнозов для связанных переменных. Используя АНС, каждый выход можно предсказать по отдельности. Использование АНС является хорошим способом противодействия переобучению сетей и улучшает их обобщающие способности. Усреднение прогнозов по всем моделям с различной структурой и обучение модели на основе различных данных позволяет уменьшить дисперсию модели (переобучение), не увеличивая ее смещение (недообучение). Теоретически доказано, что ожидаемая производительность АНС не менее средней производительности его компонент (ансамбли отображают среднюю производительность и значения ошибок для своих членов).

При построении такой структуры наиболее технологичным является использование выходного ансамбля, в котором можно сочетать любые наборы нейронных сетей. Так как все имеющиеся нейронные сети имеют один выход, то ансамбль оценит значения этого выхода, комбинируя отдельные значения из результатов прогнозирования отдельными сетями.

Для проверки этой гипотезы было протестировано около 100 сетей различного вида. Обучающая, контрольная и тестовая выборки взяты в соотношении 2:1:1. Выбор наблюдений для каждой сети определен как фиксированный в заданном соотношении. Из всех протестированных сетей были отобраны наилучшие пять, критерием отбора являлся баланс между ошибкой и сложностью сети. В результате были отобраны следующие модели сетей: многослойный перцептрон, линейная модель, обобщенная регрессионная сеть и два типа радиально-базисных вероятностных сетей.

Экспериментально установлено, что в отобранный ансамбль достаточно включить три вида сетей, входящих в состав наиболее эффективных с точки зрения точности прогнозирования: многослойный перцептрон, линейную и обобщенную регрессионную сети.

В таблице представлен фрагмент результатов почасового прогнозирования на выходной (13. 01. 2008 г.) и рабочий (14. 01. 2008 г.) дни. Анализ полученных результатов показывает, что в выходной день все прогнозы получены с погрешностью менее 5 %, а число прогнозов с погрешностью 2 % и менее составляет 15. В рабочий день, соответственно, число прогнозов с погрешностью менее 5 % составляет 23, а с погрешностью 2 % и менее – 19. Максимальная погрешность составила 6 %.

Час	Выходной день			Рабочий день		
	Потребление	Прогноз	Погрешность, %	Потребление	Прогноз	Погрешность, %
0	258871,0	258795,5	0,029	245030,0	246181,0	-0,469
1	247482,0	245548,2	0,781	231373,0	233350,5	-0,854
2	239033,0	239355,3	-0,134	227373,0	228642,8	-0,558
3	237450,0	236805,2	0,271	226336,0	229390,2	-1,349
4	236993,0	240015,1	-1,275	228978,0	231545,5	-1,121
5	243382,0	245323,4	-0,797	241959,0	239858,5	0,868
6	254934,0	264682,2	-3,823	280692,0	263773,8	6,027
7	264075,0	276958,7	-4,878	323290,0	316274,1	2,170
8	278539,0	285864,2	-2,629	360767,0	353832,4	1,922
9	289632,0	296412,6	-2,341	371753,0	372083,6	-0,088
10	297599,0	296763,1	0,280	369422,0	369740,4	-0,086
11	299831,0	310034,8	-3,403	362115,0	357966,9	1,145
12	297453,0	305283,6	-2,632	349560,0	349657,9	-0,028
13	297912,0	309893,3	-4,021	362052,0	345717,5	4,511
14	297427,0	299026,0	-0,537	361785,0	353368,6	2,326
15	305207,0	310192,7	-1,633	360032,0	359278,7	0,209
16	330314,0	321919,1	2,541	374059,0	368477,8	1,492
17	343330,0	344390,5	-0,308	375358,0	374515,4	0,224
18	341746,0	344033,7	-0,669	368734,0	369497,7	-0,207
19	335599,0	332566,1	0,9037	358115,0	357875,0	0,067
20	329421,0	329667,8	-0,074	347046,0	351903,5	-1,399
21	314980,0	318578,3	-1,142	327507,0	329434,4	-0,588
22	290634,0	303448,5	-4,409	297418,0	299303,6	-0,634
23	265302,0	267853,6	-0,961	260859,0	267012,7	-2,359

Общие результаты использования комплексной методики: 98% попадания в 5 %-ный интервал отклонения от фактического значения энергопотребления и 80% попадания – в 2 %-ный интервал.

В результате объединения рассмотренных способов предлагается следующая методика комплексного применения нейронных сетей для автоматизации прогнозирования электропотребления. На первом этапе используется гибридная нейронная сеть, совмещающая классификацию наиболее значимых факторов, влияющих на точность прогнозирования электропотребления, и аппроксимацию, определяющую эффективность выбора факторов. На втором этапе используется ансамбль нейронных сетей различного типа, что позволяет применять данные модели при различных видах графиков нагрузки.

Таким образом, для автоматизации прогнозирования потребления электроэнергии с

достаточно высокой точностью целесообразно комплексное применение гибридной нейронной сети и ансамбля нейронных сетей. Данная методика является адаптивной к широкому классу потребителей, имеющих различный характер нагрузки, и имеет перспективы применения в масштабах региональных компаний.

Список литературы

1. **Туменов А.А.** Рынок электроэнергии: от монополии к конкуренции. – М.: Энергоатомиздат, 2007.
2. **Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л.** Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006.
3. **Староверов Б.А., Изотов В.А., Мормылев М.А.** Повышение точности оперативных прогнозов потребления с помощью нейронных сетей за счет объединения процессов классификации и аппроксимации суточных профилей // Вестник ИГЭУ. – 2007. – Вып. 4. – С. 91–92.

Староверов Борис Александрович,
Костромской технологический университет,
доктор технических наук, профессор, зав. кафедрой автоматики и микропроцессорной техники,
e-mail: sba44@mail.ru

Мормылёв Максим Альбертович,
Костромской технологический университет,
аспирант,
телефон 8-910-957-53-04.