

УДК 338.27

М.В. Артемичев, В.А. Кабанов

СИСТЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ГЕНЕРАЦИИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ АЭС НА БАЗЕ ИННОВАЦИОННЫХ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

M.V. Artemichev, V.A. Kabanov

INNOVATION IT SYSTEMS FOR NPP POWER GENERATION FORECASTING

В статье рассматриваются основные этапы и результаты разработки систем прогнозирования генерации электроэнергии АЭС. Приведены выбранные параметры прогнозирования и оптимальные, основанные на инновационных технологиях методы прогнозирования.

СИСТЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ, ФАКТОРЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ, МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ, ТЕХНОЛОГИЯ ЭВОЛЮЦИОННОГО ПРОГРАММИРОВАНИЯ.

The given article reviews basic stages and results of development of NPP power generation forecasting systems. It provides selected forecasting parameters and the best forecasting innovation IT-based approaches.

FORECASTING SYSTEMS, FORECASTING FACTORS, FORECASTING TECHNOLOGY, EVOLUTIONARY SOFTWARE ENGINEERING.

Развитие российского оптового рынка электроэнергии создает для его участников экономические стимулы для повышения точности прогнозирования и более детального планирования своей генерации (потребления) электрической энергии и мощности. Повышение качества и точности прогноза хотя бы на 1 % в масштабах такой крупной электростанции как Курская АЭС позволит получать прибыль в секторе отклонений российского оптового рынка.

В статье приведено краткое описание разработанных систем прогнозирования генерации электроэнергии АЭС: системы среднесрочного прогнозирования и системы краткосрочного прогнозирования.

Система среднесрочного прогнозирования генерации электроэнергии

Среди факторов прогнозирования наибольшее влияние на снижение генерируемой мощности оказывают плановые ремонты: капитальные, средние и текущие. Следующим фактором, влияющим на уровень генерируемой мощности, является температура циркулиру-

ющей воды на входе в конденсаторы турбин. Еще одним фактором влияния на генерируемую мощность является температура окружающего воздуха. Влияние температуры воздуха на снижение генерируемой мощности - косвенное: через взаимосвязь температуры воздуха с температурой циркуляционной воды. Значительно снижают генерируемую мощность диспетчерские ограничения, характерные для праздничных дней. Фактор сезонности так же, как и температура окружающего воздуха косвенно, влияет на генерируемую мощность. Фактор сезонности выражается индикатором принадлежности (m) к данному месяцу (равен 1, текущий день принадлежит данному месяцу и 0- в противном случае). Целевой (прогнозируемый) параметр - объем выработки электроэнергии за 31 день (при 31-дневном месяце) энергоблоком. Для прогнозирования 31-дневных, 30-дневных, 29-дневных и 28-дневных месяцев применяются отдельные ветви программы. Всего используется для 4 энергоблоков АЭС - 29 параметров, отражающих эти факторы.

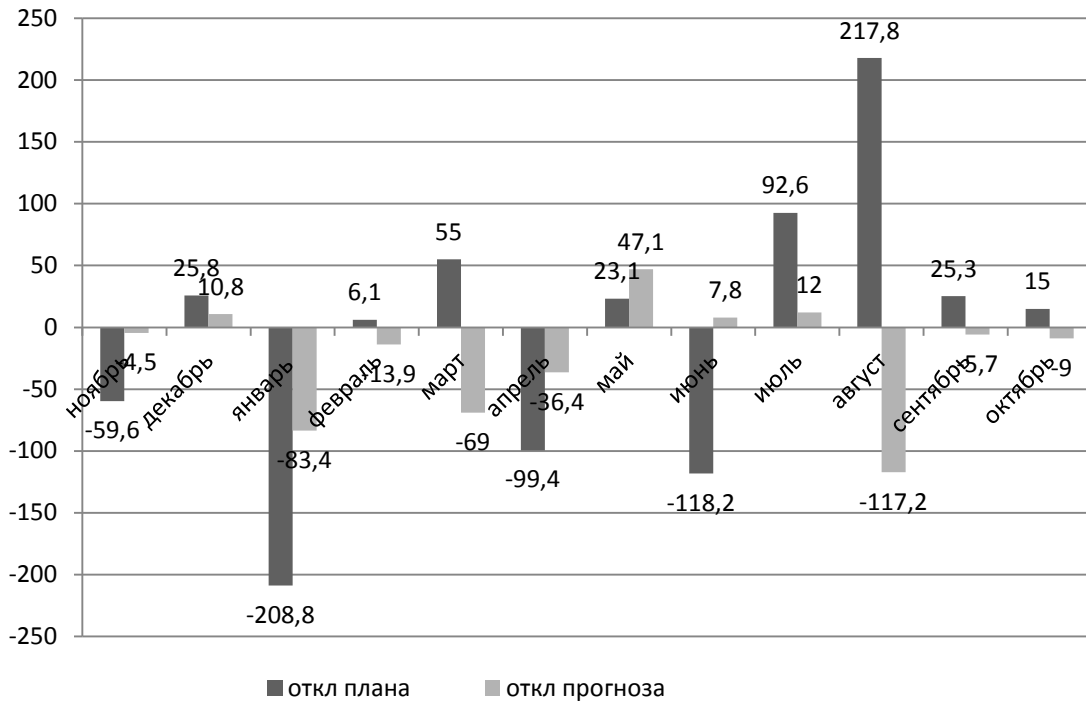


Рис. 1. Графики отклонений прогнозных значений месячной выработки электроэнергии станцией от фактических значений (млн. кВт·ч)

Для выбора оптимальных методов прогнозирования было построено несколько десятков прогнозных моделей на базе нейросетевых методов [1 -4], технологии Data mining [5], технологии эволюционного программирования [6], метода группового учета аргументов (МГУА) и других методов прогнозирования [6]. Из каждой обучающей выборки случайным методом выделялась тестовая выборка. Оставшаяся часть обучающей выборки использовалась для тренировки моделей. По результатам прогнозирования на тестовой выборке выбирались модели наилучшие для каждого блока. Обученные модели затем были проверены на контрольных данных. Наилучшие модели прогнозирования для всех энергоблоков основаны на технологии эволюционного программирования.

Для повышения надежности прогнозирования проводилась агрегация прогнозов от модулей, базирующихся на инновационных информационных технологиях эволюционного программирования, Data mining и МГУА [7].

Но, как и все методы, основанные на обу-

чении, даже агрегированная модель не обеспечивала требуемую высокую точность прогнозирования при резких изменениях прогнозируемых процессов или при недостаточных объемах обучающих выборок.

Поэтому в системе прогнозирования генерации осуществляется агрегация двух принципиально различных подсистем прогнозирования: подсистемы на базе методов с обучением и подсистемы на базе технологии системной динамики [8 – 10]. Динамическая подсистема применялась на участках длительностью 31 (30, 29 и 28) день после начала и окончания ремонтов, и во время ремонтов. Кроме того, динамическая подсистема прогнозирования была использована в ранее не встречавшихся ситуациях ремонта одного турбогенератора при работающем другом турбогенераторе энергоблока. Таких ситуаций не было и обучаться было не на чем.

Разработанная система среднесрочного прогнозирования обеспечивает высокую точность прогнозов. Отклонения плановых значений выработки электроэнергии от фактических существенно уменьшаются при приме-

нении системы среднесрочного прогнозирования (рис. 1). Разность отклонений при традиционном планировании (левые столбцы пары отклонений месяца) и отклонений при использовании системы среднесрочного прогнозирования (правые столбцы) составляет значительный экономический выигрыш.

Система краткосрочного прогнозирования генерации электроэнергии. Для эффективной работы в различных секторах оптового рынка электроэнергии разработана система краткосрочного прогнозирования генерации электроэнергии.

Сокращение горизонта прогнозирования до одной недели дает возможность при прогнозировании использовать более точные параметры. Можно использовать не усредненные за несколько лет температуры воздуха на конкретную дату, а более точные прогнозы Гидрометцентра. Известны сроки окончания некоторых неплановых ремонтов. За неделю мало изменится степень ухудшения условий работы систем конденсаторов турбин. За неделю незначительно изменится температура циркуляционной воды на входе системы конденсаторов турбин, а, следовательно, температура воды на выходе систем конденсаторов.

Для краткосрочного (за неделю) прогнозирования выработки электроэнергии на сутки использовано по 12 параметров для каждого энергоблока:

Целевой параметр - выработка электроэнергии блоком за сутки: g ;

Состояние блока в день, на который делается прогноз, w ($w = 1$ при эксплуатации блока, когда g больше 0, и $w = 0$ при ремонте блока, когда $g = 0$);

Тип дня, на который рассчитывается прогноз: рабочий $d = 1$, выходной (суббота или воскресенье) или праздничный $d = 0.92$, первый рабочий день после праздника или после выходного дня $d = 0.96$;

Температуры воздуха в 6, 12, 24 часа: t_6, t_{12}, t_{24} ;

Температура циркуляционной воды на входе систем конденсаторов: tc ;

Длительность работы блока после чистки конденсаторов (в декадах-десятидневках): de ;

Разности температуры выхлопа турбины и температуры циркуляционной воды на выходе системы конденсаторов турбины: to_1, to_2 , для 1-ой и 2-ой турбины энергоблока, соответственно;

Температуры прямой сетевой воды для отопления города и промплощадки cg_{12} и cp_{12} от 1-го и 2-го энергоблоков и от cg_{34} и cp_{34} – от 3-го и 4-го энергоблоков.

Перечисленные параметры влияют на прогноз выработки электроэнергии g непосредственно или косвенно.

Непосредственно влияют:

$$g, w, d, tc, to_1, to_2, cg, cp.$$

На прогноз tc влияют параметры: tc, t_6, t_{12}, t_{24} . На прогноз to_1 влияют параметры: to_1, tc, de . На прогноз to_2 влияют параметры: to_2, tc, de . На прогноз cg влияют параметры: cg, t_6, t_{12}, t_{24} . На прогноз cp влияют параметры: cp, t_6, t_{12}, t_{24} .

С помощью инновационной информационной технологии эволюционного программирования найдены лучшие правила краткосрочного прогнозирования для каждого энергоблока.

Например, для 4-го энергоблока правило имеет вид:

$$g(t + 7) = (2.27198e + 0.07 \times cp(t) \times g(t - 5) \times w(t + 7) \times d(t + 7) - 906777 \times cp(t) \times g(t - 5) \times de(t + 7) \times d(t + 7) + 0.0704863 \times cp(t) \times g(t - 5) \times g(t - 5) \times w(t + 7) - 7036.84 \times cp(t) \times cp(t) \times g(t - 5) \times w(t + 7) - 2.38586e + 011 \times cp(t) \times de(t + 7)) \div (cp(t) \times g(t - 5) - 0.0383506 \times cp(t) \times g(t - 5) \times de(t + 7) - 119.52 \times cp(t) \times cp(t) - 22110.8 \times t_{24}(t - 1)) \dots$$

Система обеспечивает очень высокую точность краткосрочных (на неделю вперед) прогнозов. Для примера (см. табл.1) прогноза суточной выработки электроэнергии (млн. кВт·ч) произвольно взят один из ноябрьских дней – не самый лучший для прогнозирования понедельник в межсезонье.

Т а б л и ц а 1

**Пример точности
краткосрочного прогнозирования**

№ блока	Факт	Прогноз	Отклонение	% ошибки
1	22,550	22,414	0,136	0.6%
2	24,192	24,090	0,102	0.4%
4	23,983	23,997	-0,14	0.06%
Станция	70,725	70,501	0,224	0.3%

В начале суток в понедельник (в ночное время после выходного дня), как правило, вводятся диспетчерские ограничения на генера-

цию. Кроме того, в этот период происходил переход от теплой погоды к похолоданию. 3-й энергоблок находился в ремонте.

Заключение. В настоящей работе, выполнен анализ факторов и осуществлен выбор параметров прогнозирования генерации, определены оптимальные методы прогнозирования генерации электрической мощности для каждого энергоблока. Системы, разработанные на базе комплексного применения инновационных информационных технологий, обеспечивают повышение экономической эффективности работы АЭС и минимизации финансовых потерь в условиях функционирования российского рынка мощности и электроэнергии с выигрышем более 300 млн. кВт·ч в год.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Осовский С.** Нейронные сети для обработки информации / Пер.с польского И.Д. Рудинского.- М.: Финансы и статистика, 2004.- 344с.
 2. **Назаров А.В., Лоскутов А.И.** Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации – СПб.: Наука и Техника, 2003.- 384 с.
 3. **Дебок Г., Кохонен Т.** Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт. / Пер.с англ. М.: Издательский дом «АЛЬПИНА», 2001.-317 с.
 4. **Терехов В.А.** Нейросетевые системы управления. Учеб. Пособие для вузов/ В.А. Терехов, Д.А. Ефимов, И. Ю. Тюкин. - М. Высш. Шк. 2002.-163 с.
 5. **Дюк В., Самойленко А.** Data mining: учебный курс (+CD). – СПб: Питер,2001. – 368с.
 6. **Чубукова И.А.** Date Mining: Учебное пособие / И. А. Чубукова. - Интернет-Университет Инфор-

мационных Технологий; БИНОМ. Лаборатория знаний. 2006.-382 с.: ил., табл. - (Серия «Основы информационных технологий»)
 7. **Артемичев М.В.** Инновационные технологии в системе прогнозирования и оптимального планирования потребления электроэнергии. Санкт-Петербург, Изд-во Политехнического университета, Научно-технические ведомости СПбГТУ. –2011. – №3(121), –С. 304-306.
 8. **Павловский Ю.Н.** Имитационное моделирование [Текст] : учебное пособие / Ю. Н. Павловский, И. В. Белотелов, Ю. И. Бродский. – М. : Академия, 2008. – 236 с.
 9. **Фролов Ю.В.** Интеллектуальные системы и управленческие решения, М., МГПИУ, 2000. -294 с.
 10. **Карпов Ю.Г.** Имитационное моделирование систем. СПб.: БХВ-Петербург, 2006. - 400 с.

REFERENCES

1. **Osovskiy S.** Neyronnyye seti dlya obrabotki informatsii / Per.s polskogo I.D. Rudinskogo.- M.: Finansy i statistika, 2004.- 344s.
 2. **Nazarov A.V., Loskutov A.I.** Neyrosetevyye algoritmy prognozirovaniya i optimizatsii – SPb.: Nauka i Tekhnika, 2003.- 384 s.
 3. **Debok G., Kohonen T.** Analiz finansovykh dannykh s pomoshchyu samoorganizuyushchikhsya kart. / Per.s angl. M.: Izdatelskiy dom «ALPINA», 2001.-317 s.

4. **Terekhov V.A.** Neyrosetevyye sistemy upravleniya. Ucheb. Posobiye dlya vuzov/ Terekhov V.A., Efimov D.A., Tyukin I.Yu.. – M.V.Shk. 2002.-164s.
 5. **Dyuk V., Samoylenko A.** Data mining: uchebnyy kurs (+CD). – SPb: Piter,2001. – 368s.
 6. **Chubukova I.A.** Date Mining: Uchebnoye posobiye / I. A. Chubukova. - Internet-Universitet Informatsionnykh Tekhnologiy; BINOM. Laboratoriya znaniy. 2006.-382 s.: il., tabl. - (Seriya «Osnovy informatsionnykh tekhnologiy»).

7. **Artemichev M.V.** Innovatsionnyye tekhnologii v sisteme prognozirovaniya i optimalnogo planirovaniya potrebleniya elektroenergii. Sankt-Peterburg, Izd-vo Politekhnicheskogo universiteta, Nauchno-tekhnicheskiye vedomosti SPbGPU. –2011. – №3(121), –С. 304-306.

8. **Pavlovskiy Yu.N.** Imitatsionnoye modelirova-

niye [Tekst] : uchebnoye posobiye / Yu. N. Pavlovskiy, I. V. Belotelov, Yu. I. Brodskiy. – M. : Akademiya, 2008. – 236 s.

9. **Frolov Yu.V.** Intellektualnyye sistemy i upravlencheskiye resheniya, M., MGPU, 2000. -294 s

10. **Karpov Yu.G.** Imitatsionnoye modelirovaniye sistem. SPb.: BKhV-Peterburg, 2006. - 400 s.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ/AUTHORS

АРТЕМИЧЕВ Михаил Владимирович – старший преподаватель кафедры Управления инновациями; Юго-Западный государственный университет; 305040, ул. 50 50 лет Октября,94, Курск, Россия; e-mail: amv@kunP.ru

ARTEMICHEV Michail V. – Southwest State University; 305040, 50 let Oktjabrja Str. 94, Kursk, Russia; e-mail: amv@kunP.ru

КАБАНОВ Виктор Алексеевич – заведующий кафедрой Управления инновациями, доктор PhD, кандидат технических наук, доцент; Юго-Западный государственный университет; 305040, ул. 50 50 лет Октября,94, Курск, Россия; e-mail: kva.inno@gmail.com

KABANOV Victor A. – Southwest State University; 305040, 50 let Oktjabrja Str. 94, Kursk, Russia; e-mail: kva.inno@gmail.com