

УДК 621.311.007.2:681.3.06

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ
КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НАГРУЗКИ И
РАСХОДА ТОПЛИВА В ЭНЕРГОСИСТЕМЕ****РАХМАНОВ Н.Р., ЮСИФОВ Н.А., КУЛИЕВА С.Т., МЕШКИН И.Б.***АзНИИ Энергетики и энергопроектирования*

В настоящей работе рассматриваются вопросы применения искусственных нейронных сетей (ANN) для суточного прогнозирования нагрузки и потребного расхода топлива для производства электроэнергии в энергосистеме и на ее отдельных электростанциях. В качестве обучающей выборки для входных параметров модели ANN приняты значения нагрузок в предыдущие дни, мощности ТЭС и ГЭС, участвующие в покрытии этих нагрузок, средняя температура окружающей среды, а также объемы мощности обменов по включенным межсистемным связям. Приводятся результаты нейропрогноза и их сравнение с данными эталонной обучающей выборки, которые подтверждают эффективность применения ANN для решения задач краткосрочного прогнозирования параметров энергосистемы.

В настоящее время в комплексе вопросов реформирования электроэнергетики наиболее важными являются вопросы эффективного использования генерирующего оборудования, высоковольтных питающих электрических сетей и межсистемных связей. Известно, что решение этих вопросов в первую очередь связано с определением наивыгоднейших условий покрытия графика нагрузки при краткосрочном планировании режима энергосистемы. Успешное решение этой проблемы во многом зависит от эффективности прогнозирования текущего и среднего значений нагрузки, соответствующих этим нагрузкам прогнозов расхода топлива, а также объемов покупки и продаж мощности по внешним (межсистемным) связям. При этом прогнозные данные нагрузки, расхода топлива и дальнейший контроль, за соблюдением заданных параметров представляют основную информацию для оптимального ведения режима на прогнозируемый период. Кроме того, полученные прогнозные значения потребления энергоресурсов (электроэнергии, топлива) могут быть использованы в работах энергосбыта, плановых и финансовых службах энергосистемы.

Обычно в электроэнергетике для прогнозирования параметров, определяющих техническое и экономическое состояние энергосистемы, в том числе мощности нагрузки энергосистемы, объемов ее продаж и покупки из других систем осуществляется на основе статистических данных о генерации и потреблении электрической энергии, с учетом энергии мощностей межсистемных связей. Получив эти данные за предыдущие периоды, прогнозные величины электропотребления и расхода топлива устанавливаются путем экстраполяции этих данных на будущее.

Для рассматриваемого случая задача прогнозирования состоит в том, чтобы построить такую математическую модель временного ряда, экстраполяция которой за правый предел интервала наблюдения позволяла бы с некоторой вероятностью предсказывать значения совокупности указанных параметров энергосистемы на сутки или несколько дней вперед. Процессы суточного изменения мощности нагрузки энергосистемы и обменов потоков мощности зависят от многих факторов, в том числе, в основном, от структуры включенной генерирующей мощности на каждые сутки, объемов договорной покупки и продажи электроэнергии от других энергосистем,

суточной периодичности графика нагрузки, дня недели, температурного фактора и др. Случайный и неопределенный характер этих факторов не позволяет получать достаточно точные оценки прогнозных значений и провести анализ и учет влияния каждого из них при составлении планируемых суточных режимов.

Весьма привлекательным для решения этой задачи прогнозирования выглядит использование искусственных нейронных сетей. В настоящее время математический аппарат ANN широко применяется в электроэнергетике для решения большого класса задач в процессе оперативного управления энергосистемой, в том числе и для краткосрочного прогнозирования нагрузки энергосистемы [1-4]. Прогнозные модели, получаемые с помощью ANN, могут устанавливать функциональные зависимости между различными параметрами, задаваемыми в виде совокупности входных и выходных величин модели, а также автоматически определять параметры этих зависимостей, а затем по новым значениям входа и выхода самонастраиваться.

В общем случае схема модели краткосрочного прогнозирования мощностей нагрузки энергосистемы и их обменов между энергосистемами, а также суточного расхода топлива может быть представлена на рис.1.

Входные параметры модели, рис.1:

N - число включенных в работу агрегатов на данные сутки.

Этот фактор в настоящее время для системы Азербээнерджи является важным при покрытии суточного графика нагрузки из-за различия для каждого энергоблока технического предела рабочих мощностей;

T - номер дня недели, учитывает отличие характера спроса и покрытия для будних и воскресных дней;

$\sum P_{\text{тэс}}$, $\sum P_{\text{гэс}}$ - средние суточные суммарные мощности тепловых и гидростанций, определяющих объемы суточного расхода топлива;

Выходные параметры:

$\sum P_{\text{пот}}$ - среднесуточная суммарная мощность нагрузки в энергосистеме;

$\sum B$ - среднесуточный расход топлива (условный, мазут, газ), в том числе по отдельным электростанциям.

$P_{\text{пер}}^+$, $P_{\text{пер}}^-$ - объемы суточной покупки и продажи мощности из энергосистем соседних государств;

Величины $\sum P_{\text{пер}}^+$, $\sum P_{\text{пер}}^-$ являются важными параметрами при определении наивыгоднейшего условия покрытия электропотребления в характерные часы суток.

Модель, которую предлагается использовать для прогнозирования значений мощностей нагрузки и межсистемных обменов и расхода топлива в энергосистеме на каждые сутки вперед, реализована в виде многослойной нейронной сети. Теоретически число слоев и число нейронов в каждом слое может быть произвольным. Однако, как показывает опыт использования нейронных сетей для задач краткосрочного прогнозирования нагрузки [3], достаточна модель двух – трехслойной нейронной сети.



Рис.1. Общая схема модели для прогнозирования мощности нагрузки и межсистемного обмена и расхода топлива в энергосистеме.

Каждый нейрон характеризуется своим текущим состоянием, которое определяется как взвешенная сумма его входов

$$S = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i$$

Выход нейрона есть функция его состояния

$$Y = f(S)$$

Наиболее распространенным видом функции $f(S)$, обычно называемой функцией активации, является сигмоид

$$f(S) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha S}}$$

Для решения задачи прогнозирования мощности нагрузки или суммарного суточного электропотребления энергосистемы, а также затрат топлива на выработку электроэнергии на покрытие спроса, используется процедура нейросетевого моделирования, которая может быть реализована в виде последовательности трех этапов:

1. Выбор структуры нейронной сети – числа входных, выходных и промежуточных слоев и числа нейронов в каждом из них. Устанавливается на основе числа параметров, образующих векторы входа и выхода и соответствующего объема обучающей выборки.

Например, для модели нейронной сети, предназначенной для прогноза нагрузки энергосистемы (в нашем случае суточного электропотребления), входами являются нагрузки в предыдущие периоды (дни) $P_{n(k-n)}$, среднесуточная температура (T) и тип дня недели (D) (Рис.2). Число нейронов первого слоя непосредственно связано с числом входных переменных. Число нейронов в промежуточных слоях устанавливается обычно опытным путем на этапе предварительного обучения.

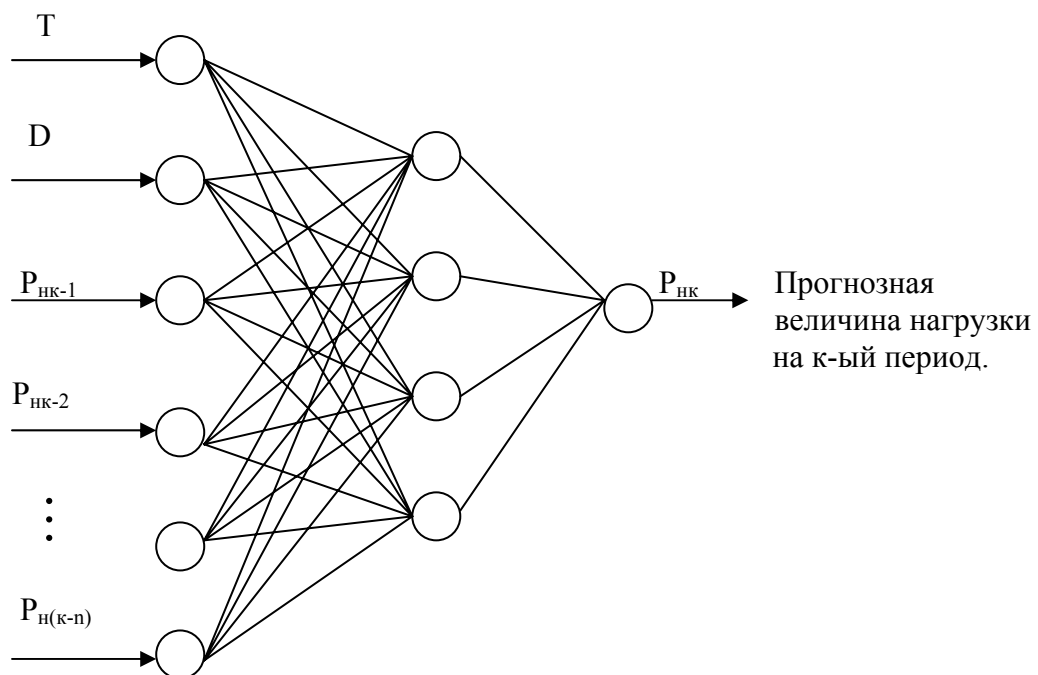


Рис.2 Структура нейронной сети для прогнозирования нагрузки.

Аналогично определяется структура модели нейропрогноза среднесуточных значений объема мощности (суммарный суточный переток электроэнергии) по межсистемным связям ΔP_k и суточные расходы топлива в энергосистеме $\sum B_k$. В этом случае входными переменными, влияющими на указанные прогнозируемые параметры, являются суточное электропотребление, составляющие ее покрытия на ТЭС и ГЭС, а также среднесуточная температура и тип дня.

2. Обучение искусственной нейронной сети является автоматическим процессом определения весовых характеристик связей между нейронами ($f(S)$). Необходимая для этого тренировка сети производится с помощью алгоритма обратного распространения (нейропарадигма – “error backpropagation”), который минимизирует среднеквадратическое отклонение текущего значения выхода сети от ее значения, задаваемого тестовой (обучающей) выборкой входных и выходных значений параметров. Построенные таким путем нейронные модели называются нейроэмуляторами. Нейроэмуляторы являются полной моделью объекта в том смысле, что они могут использоваться самостоятельно.

3. Прогнозирование для каждого временного периода мощностей (энергии) нагрузки, межсистемных обменов и расхода топлива в энергосистеме с помощью построенных нейроэмуляторов. Для определения прогнозных значений указанных параметров на вход ANN подаются соответствующие сигналы, вызывающие изменения рассматриваемых параметров.

На основе проведения модельных экспериментов для разных структур нейросети и заданной ретроспективной информации о суточных значениях входных параметров получены результаты прогноза. В качестве обучающей программы был использован программный эмулятор NeuroShell [5]. В процессе расчета по данным исходной информации NeuroShell выполняет обучение сети, фиксирует и сохраняет полученную нейросетевую модель для получения прогнозных оценок параметров и их последующего анализа.

Для обучения нейросети были использованы данные архива диспетчерских ведомостей для суток в периоды максимума и минимума нагрузки энергосистемы (зима и лето 2001-2002гг). В таблице 1 показаны десятидневные фрагменты обучающей выборки в указанный зимний период. Результаты прогноза и сравнение их с эталонными (фактическими) данными представлены в таблице 2 и на рисунках 3-5.

Таблица 1

Фрагмент обучающей выборки для дней зимнего сезона(2001 декабрь/ 2002 январь).

Параметры	Суммарные суточные значения									
	Дата	01.12	02	03	04	05	06	07	08	09
Суммарная генерация АзГРЭС, (МВт)	38230	37100	37340	38276	31340	29290	29055	28955	28950	33620
Суммарная генерация Али-Байрамлы ГРЭС, (МВт)	16370	14890	17560	18870	18675	19080	19280	19200	19100	16900
Суммарная генерация Баки-1 ТЭС, (МВт)	16370	14890	17560	18870	18675	19080	19280	19200	19100	16900

Суммарная генерация на ТЭС и ГРЭС, (МВт)	56531	54233	57574	59419	54278	55590	53437	53609	51907	55230
Суммарная генерация энергосист, (МВт)	59932	59769	60835	62790	58687	57524	58195	57899	56330	57856
Суммарный переток, (МВт)	1195	1315	1420	1530	2580	2306	2212	2195	3204	2265
Расход условного топлива на АзГРЭС, (т)	13530	13823	13984	13461	11889	10998	10130	10671	10536	13075
Расход условного топлива на Али-Байрамлы ГРЭС, (т)	6563	6140	7383	7843	7411	7913	7877	8007	8011	7090
Расход условного топлива на Бакы-1 ТЭС, (т)	171	159	172	177	178	179	240	354	375	301

Продолжение таблицы 1.

Параметры	Суммарные суточные значения									
	Дата	01.01	02	03	04	05	06	07	08	09
Суммарная генерация АзГРЭС, (МВт)	36180	35950	34485	34215	34015	34410	33590	34203	30600	29410
Суммарная генерация Али-Байрамлы ГРЭС, (МВт)	20970	19030	18710	19220	19080	18860	19070	19140	19550	17640
Суммарная генерация Бакы-1 ТЭС, (МВт)	20970	19030	18710	19220	19080	1176	1176	1176	1192	1184
Суммарная генерация на ТЭС и ГРЭС, (МВт)	62150	58998	59579	60107	58423	58974	57503	59002	55852	52940
Суммарная генерация энергосист (МВт)	66382	63863	61954	62844	61688	62170	60489	63038	61033	59955
Суммарный переток, (МВт)	3745	3892	3615	3247	3015	2971	2610	2850	3520	3622

Расход условного топлива на АзГРЭС, (т)	13329	13471	12501	12590	12725	12645	12395	12776	11455	10698
Расход условного топлива на Али-Байрамлы ГРЭС, (т)	8488	7791	8016	7949	7958	7787	8025	8002	8198	7336
Расход условного топлива на Бақы-1 ТЭС, (т)	328	341	396	378	206	198	199	196	202	208

Таблица 2.
Эталонные (фактические) и прогнозные значения параметров на 7 дней вперед (февраль 2002г).

Параметры	Суммарные суточные значения						
	01	02	03	04	05	06	07
Фактический расход топлива в энергосист., т/сут	18908	19312	21628	21449	21244	21970	20453
Прогноз расхода топлива, т/сут	18444	18868	21195	20594	21669	22629	21168
Суммарный переток, МВт ч	2975	1864	2636	2342	2098	2440	2820
Прогноз суммарного перетока, МВт ч	3049	1918	2690	2392	2161	2490	2885
Суммарное электропотребление в энергосист., МВт ч	58120	59173	66193	67047	65285	65586	64268
Прогноз суммарного электропотребления в энергосист., МВт ч	57975	57578	65197	65807	64035	64639	62988

Рис.3 Графики суточного расхода топлива.

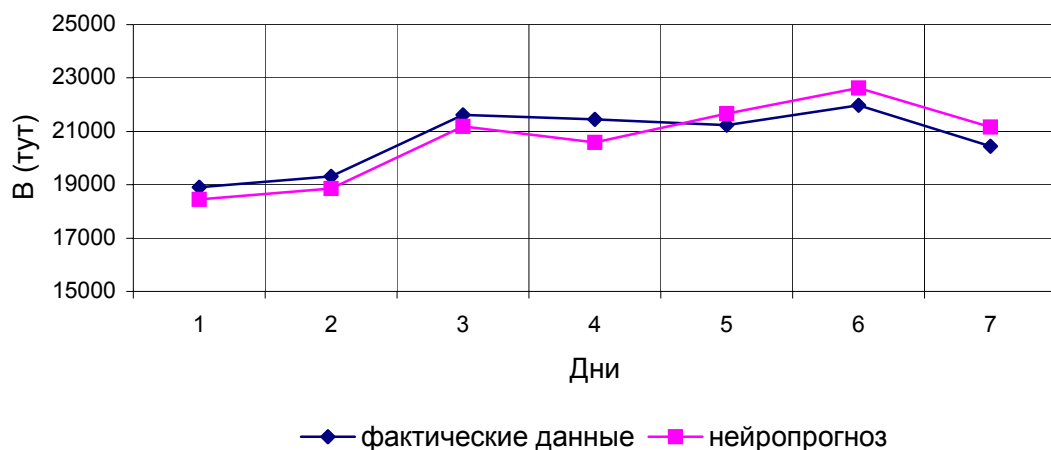


Рис.4 Графики суточных обменов электроэнергии по МСС.

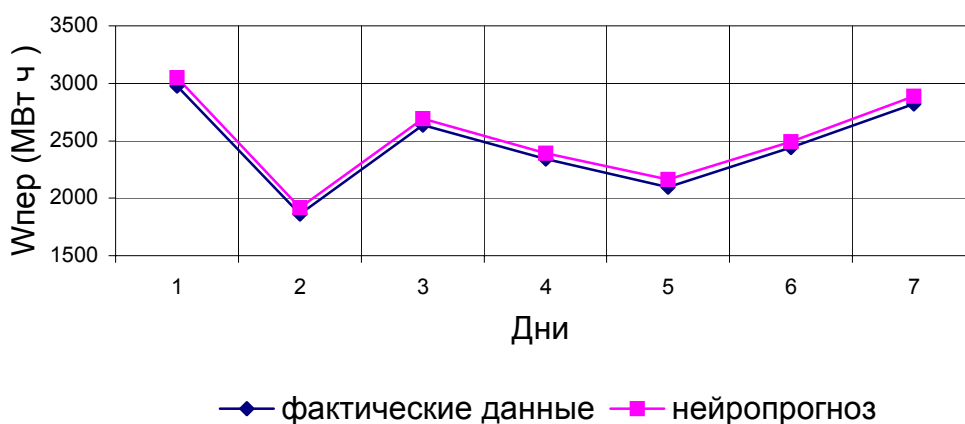
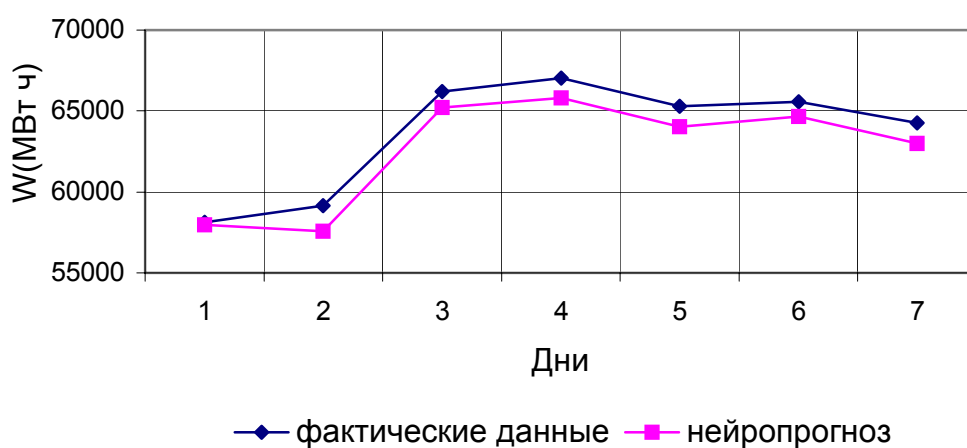


Рис.5 Графики суточного электропотребления в энергосистеме.



Из анализа полученных результатов установлено, что среднеквадратические погрешности нейпрогнозов по отношению к эталонным (фактическим) данным составляет соответственно для:

- суммарного суточного электропотребления – 1,85 %;
- суммарного суточного обмена по МСС – 2,4 %;
- суммарного расхода топлива – 2,85 %.

ВЫВОДЫ

1. На основе использования модели искусственной нейронной сети получены прогнозные оценки для суточных значений электропотребления, мощности межсистемного обмена и расхода топлива в энергосистеме, подтверждающие эффективность применения ANN для решения задач краткосрочного прогнозирования.
2. Применительно к системе ОАО «Азерэнерджи» синтезирована оптимальная структура ANN, обеспечивающая определение краткосрочных прогнозных значений для суммарного суточного электропотребления, потоков мощности по

межсистемным связям и суточного расхода топлива с учетом внешних влияющих факторов.

3. Установлено, что полученные с помощью ANN нейтропрогнозы параметров энергосистемы незначительно отличаются от их эталонных (фактических) значений и не требуют больших затрат на идентификацию обучающей модели нейронной сети.

-
1. *Lee K.Y., Cha Y.T., Park I.H.*, "Short-Term Load Forecasting Using an Artificial Neural Network", IEEE Transactions on Power System, Vol. 7, № .1, pp. 124-132, February 1992.
 2. *Peng T.M., Hubele N.F., Karady G.G.*, "Advancement in the Applikation of Neural for Short-Term Load Forecasting". IEEE Transactions on Power Sistems, Vol.7, №.1, pp. 250-257, February 1992.
 3. *Zebulum R., Gnedes K., Vellasco M., Pacheco M.*, "Short-Term Load Forecasting Using Neural Nets", Proceeding of International Workshop on Artificial Neural Networks, pp. 1000-1007, June 7 – 1995.
 4. *Lu C.N., Wu H.T., Vemuri S.*, "Neural Network Based Short Term Load Forecasting". IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 8, №.1, February 1993.
 5. *Zurada I.M.*, "Introduction to Artificial Neural Networks", West Publishing Company, 1992.

ENERJİ SİSTEMİNDƏ YANACAĞ SƏRFİNİN VƏ YÜKÜN QISAMÜDDƏTLİ PROQNOZLAŞDIRILMASI ÜÇÜN SÜNİ NEYRON ŞƏBƏKƏLƏRİNDƏN İSTİFADƏSİ

RƏHMANOV N.R., YUSİFOV N.A., QULİYEVA S.T., MEŞKİN İ.B.

Bu işdə, enerjisistemində və onun ayrı-ayrı elektrik stansiyalarında elektrik istehlakının və yanacağın tələb olunan sərfinin sutkalıq proqnozlaşdırılması üçün ANN-ni tətbiqi məsələlərinə baxılıb. Şəbəkənin ANN modelinin giriş parametrləri üçün öyrədən seçmə timsalında əvvəlki günlərin yüklənməsi qiymətləri, bu yüklərin ödənilməsində iştirak edən İES və SES-lərin qücləri, ətraf mühütün orta temperaturu və həmçinin qoşulmuş sistemlərarası əlaqələrin mübadiləsi güclərinin həcmələri qəbul edilib. Neyroproqnozun nəticələri və onların etalon öyrədən seçmənin nəticələri ilə müqaisə verilib, ki buda enerjisisteminin parametrlərinin qısamüddətli proqnozlaşdırılması məsələlərinin həlli üçün ANN-in tətbiqinin effektivliyini təsdiqləyir.

USING AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR SHORT TERM FORECASTING OF THE POWER SYSTEM LOAD AND FUEL EXPENSE

RAKHMANOV N.R., YUSIFOV N.A., KULIYEVA S.T., MESHKIN I.B.

In this paper the application of artificial neural network for daily load and required consumption of fuel for power energy production in Power Grid and its separate Power stations is considered. As learning test data for input parameters of ANN models the load data for previous dates are accepted, thermal power plants and hydro power plants, which are participating in covering of these loads, general ambient temperature and also the capacity of power flow for connected interconnection. Neural load forecasting and their comparison with sample of learning test data, which confirmed the usefulness of ANN application for solving the short term forecasting of Grid parameters problems, are given in the paper.