

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ АКТИВНОЙ И РЕАКТИВНОЙ НАГРУЗКИ УЗЛОВ ЭЭС С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИНВЕРСИИ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Г.П. Шумилова, Н.Э. Готман, Т.Б. Старцева

Введение. Оперативное планирование и эффективное управление режимом функционирования ЭЭС невозможны без достоверного прогноза нагрузки в узлах расчетной схемы, проводимого с упреждением от нескольких минут до нескольких суток [1]. Прогноз узловых нагрузок необходим для оптимизации предстоящих и коррекции текущих режимов, рассмотрения оперативных диспетчерских заявок, связанных с выводом электроэнергетического оборудования в ремонт, для испытаний и т.п. Особенно важное значение данная проблема приобретает в связи с переходом к конкурентному рынку электроэнергии.

Под нагрузками узлов понимается потребление активной и реактивной мощности в схеме замещения электрической сети. Величина нагрузки в узле для каждого момента времени определяется нагрузками множества приемников электрической сети, подключенных к этому узлу ЭЭС, и потерями мощности при передаче электроэнергии к данному узлу.

Существующие подходы к прогнозированию нагрузок в узлах определяются в первую очередь, уровнем информационной обеспеченности задачи, а именно – достаточностью и достоверностью телеметрических измерений режимных параметров.

В практике зарубежных ЭЭС, где имеется достаточная ретроспективная информация о нагрузках в узлах, для их прогнозирования часто применяются те же алгоритмы, что и для прогнозирования суммарных нагрузок ЭЭС. Получаемая точность прогнозирования оказывается сопоставимой с точностью измерения нагрузок подстанций и является вполне достаточной при планировании режимов [2].

В случаях недостаточности телеизмерений режимных параметров информацию для расчета узловых нагрузок составляют результаты контрольных измерений, осуществляемых обычно два раза в год (в июне и декабре каждого года) для характерных интервалов графиков нагрузки ЭЭС. Для прогнозирования активных узловых нагрузок в данном случае применяются методы, в которых тем или иным способом производится распределение суммарных нагрузок ЭЭС по узлам эквивалентной расчетной схемы электрической сети [3]. Коэффициенты пропорциональности определяются по результатам обработки контрольных замеров.

В некоторых методах строятся математические модели, связывающие графики нагрузок ЭЭС и отдельных узлов. Наибольшее распространение получили модели узловых нагрузок, использующие линейную регрессионную связь между нагрузками узлов и суммарной нагрузкой ЭЭС [1, 4]. В этом случае при определении коэффициентов пропорциональности учитываются их сезонные изменения и иерархическая структура сети ЭЭС. Для обеспечения баланса узловых нагрузок возникает необходимость учета потерь мощности в сетях ЭЭС. Для этой цели применяются регрессионные модели второго порядка [5, 6].

Наиболее перспективным считают подход, связывающий задачи прогнозирования узловых нагрузок и оценивания состояния ЭЭС по данным телеизмерений параметров режима ЭЭС при оперативном управлении [7, 8, 9]. Коэффициенты пропорциональности для узловых нагрузок при этом могут определяться и корректироваться по оцененным узловым нагрузкам, накапливаемым за некоторый интервал времени.

Нагрузки по реактивной мощности рассчитываются, как правило, на основе прогнозных нагрузок по активной мощности узлов с помощью коэффициентов мощности

нагрузки $\cos \varphi_n$, которые определяются по результатам обработки контрольных замеров или оценивания состояния ЭЭС. Для прогнозирования коэффициента мощности используется адаптивный фильтр Кальмана, на вход которого поступают значения коэффициента мощности, вычисленные по фактическим данным за последние один-два часа [1].

Задаче прогнозирования нагрузок (как и большинству задач управления режимами региональной ЭЭС) должна предшествовать задача оценивания состояния системы. С помощью ОИК создаются базы данных о телеизмерениях и состоянии основного оборудования ЭЭС. К сожалению, в АСДУ Коми ЭЭС отсутствуют методика и модели выявления недостоверной информации. Поэтому при использовании ретроспективных данных по Коми ЭЭС авторы столкнулись с проблемой оценки погрешностей расчета узловых нагрузок по предлагаемой ими методике, особенно по реактивной мощности.

Основная проблема прогнозирования узловых нагрузок ЭЭС заключается в том, что вследствие различных погрешностей прогноз нагрузки по ЭЭС, в целом, не соответствует сумме прогнозных значений узловых нагрузок. В настоящей статье предлагается решение этой задачи с использованием подхода, основанного на инверсии искусственных нейронных сетей. Такой подход позволяет по величине прогноза суммарной нагрузки ЭЭС определить прогнозные значения узловых нагрузок. Достоинством данного метода является снижение ошибки прогноза нагрузок узлов по сравнению с традиционно используемым методом распределения нагрузки ЭЭС между узлами пропорционально величине их текущих значений.

Характеристика инверсии ИНС. Процедуры инверсии нейронной сети стремятся найти одну или больше входных величин, которые производят желаемый выход для установленного набора синаптических весов [10]. Имеется много методов для выполнения инверсии ИНС в зависимости от применения. Для прогнозирования узловой нагрузки хорошо подходит инверсия сети через градиентный подход, предложенный Williams [11] и позже Linden и Kinderman [12]. Эти методы используют стандартную оптимизацию по методу обратного распространения ошибки [13].

Применение метода инверсии нейронной сети состоит из двух этапов:

- 1) обучение ИНС для получения весовых коэффициентов;
- 2) непосредственно инверсия ИНС.

Работа обученной нейронной сети может быть описана выражением

$$O_k = f_k(X, W),$$

где O_k – k -ая компонента выхода нейронной сети, соответствующего входному вектору X , W – вектор весов, $f(\cdot)$ – функция преобразования сигнала при прохождении его через сеть.

На первом этапе нейронную сеть обучают, устанавливая вход и выход и пересчитывая веса до тех пор, пока приемлемый результат не будет достигнут. Для второго этапа веса нейронной сети принимаются фиксированными, и теперь функция $f(\cdot)$ будет зависимостью только входного вектора X (рис.1).

Метод инверсии состоит в том, чтобы для определенного (желаемого) выходного вектора D определить входной вектор \tilde{X} такой, что $f(\tilde{X}) = D$.

Целевая функция ИНС для единичной обучающей выборки определяется в виде:

$$E(X) = \frac{1}{2}(f(X) - D)^2 \rightarrow \min.$$

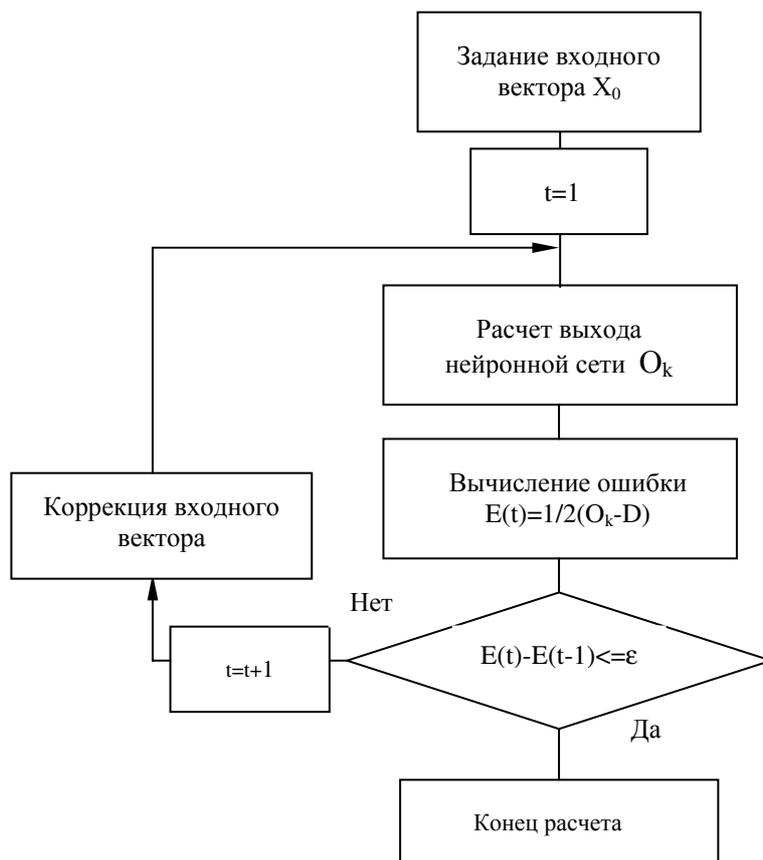


Рис.1. Алгоритм инверсии нейронной сети.

Поиск начинается с входного вектора X^0 . Если x_k^t - k -ая компонента вектора X^t , то градиентный спуск предлагает рекурсию:

$$x_k^{t+1} = x_k^t - \eta \frac{\partial E}{\partial x_k^t}, \quad (1)$$

где η – размер шага и t – индекс итерации.

Обозначим $\delta_k^t = \frac{\partial E}{\partial x_k^t}$. Тогда для входного и скрытых слоев:

$$\delta_k = O_k(1 - O_k) \cdot \sum_j \delta_j W_{kj}, \quad (2)$$

где O_k – k -ая компонента выхода нейронов в рассматриваемом слое; W_{kj} – весовые коэффициенты между нейронами рассматриваемого и последующего слоев.

Для выходного слоя:

$$\delta_j = (D_j - O_j) O_j (1 - O_j). \quad (3)$$

Выходы нейронов каждого слоя вычисляются по формулам:

$$O_k = 1 / (1 + e^{-(net_k + \theta_k)}),$$

$net_k = \sum_j W_{kj} O_j$, где θ_k – смещение, O_j – выходы предыдущего слоя.

Заметим, что производные δ_j нейронов в (2, 3) должны быть вычислены в обратном порядке – от выхода к входу, подобно стандартному алгоритму обратного распространения.

Технология управления электрическими режимами ЭЭС предусматривает получение прогнозных значений нагрузок узлов во временных диапазонах, необходимых для решения задач краткосрочного и оперативного управления. При краткосрочном

прогнозе обычно рассчитываются часовые значения нагрузки на ближайшие одни-пять суток. Оперативный прогноз, в свою очередь, разделяют на прогноз внутри суток (внутрисуточный) с длительностью интервала упреждения в пределах текущих суток и прогноз внутри часа (внутричасовой) – в диапазоне от 5 до 90 мин. [3]. Применение метода инверсии было рассмотрено авторами для оперативного прогнозирования узловых нагрузок на данных Коми ЭЭС.

Прогнозирование узловых нагрузок на сутки вперед. Для Коми ЭЭС была разработана следующая структура ИНС (рис. 2). Сеть представляет из себя трехслойный перцептрон, во входном слое которого находится 15 нейронов (соответствует количеству энергоузлов), в скрытом – 20 и выходном – 1. На входы нейронов скрытого и выходного слоев подано смещение. Входными переменными являются значения узловых нагрузок в определенный час суток. В выходном слое – суммарная нагрузка по энергосистеме в этот же час. Количество нейронов в скрытом слое определено по условию минимальной погрешности прогноза.

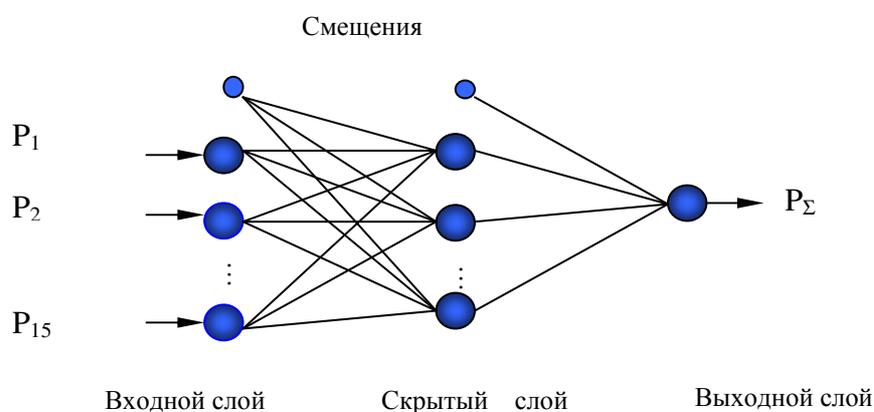


Рис.2. Структура ИНС для прогнозирования узловых нагрузок на сутки вперед.

Нейронная сеть обучается в соответствии со стандартным алгоритмом, выполненным по методу обратного распространения ошибки для каждого почасового среза суток. Полученные в результате обучения значения весовых коэффициентов запоминаются и в дальнейшем используются для выполнения инверсии, в результате которой по величине прогноза нагрузки $P_{\Sigma i}^{прог}$, где i – номер часа, определяются прогнозные значения нагрузки по узлам для каждого часового среза. Прогноз суммарной по энергосистеме нагрузки предварительно рассчитывается по модели суточного прогнозирования нагрузки на основе нечеткой нейронной сети (ННС) [14].

На каждой итерации цикла инверсии получаем $P_{\Sigma i}^{расч}$ по величине входного вектора и весовым коэффициентам. Цикл инверсии завершается при выполнении условия $E^t - E^{t-1} \leq \varepsilon$, где t – номер итерации, а $E = \frac{1}{2} (P_{\Sigma i}^{прог} - P_{\Sigma i}^{расч})^2$.

Чем ближе начальные входные переменные к решению, тем быстрее выполняется цикл. Поэтому особенно в осенне-зимне-весенний период имеет смысл в качестве начального вектора X_0 для рабочего дня использовать узловую нагрузку того ближайшего дня, погода которого по Республике Коми близка к прогнозу погоды на рассматриваемый день. Полезно учитывать и сам график нагрузки, например, график нагрузки за пятницу может существенно отличаться от графика любого другого рабочего дня. Авторы предлагают использовать в качестве входного вектора X_0 либо значения узловых нагрузок предыдущего дня, либо рабочего дня неделю назад. Для выходных и праздничных дней в качестве начальных значений при инверсии можно применить значения

соответствующего выходного дня неделю назад. В этом случае большую роль играет уже не температура, а график изменения нагрузки в течение суток.

Представленная структура и алгоритм были применены для расчета активной и реактивной нагрузки на ретроспективных данных 2000 г. В табл. 1 приведены средние значения погрешностей определения узловых нагрузок на 24 марта 2000 г. В выходном слое вместо спрогнозированной суммарной нагрузки использовалась фактическая суммарная нагрузка. В качестве начальных значений входных переменных были взяты нагрузки в узлах за предыдущий день (23 марта 2000 г.). Как видно из данных табл. 1, для активной нагрузки максимальное среднее значение абсолютной погрешности составляет 2,63 МВт. Относительная погрешность колеблется в пределах от 2,67 до 5,05 %. Средняя относительная погрешность за сутки по всем узлам составляет 3,89%. Для сравнения представлены расчеты погрешностей при расчетах узловых нагрузок с помощью коэффициентов пропорциональности. Для этих же суток относительная погрешность колеблется в интервале от 3,18 до 10,05%. Средняя погрешность за сутки при использовании коэффициентов пропорциональности по всем узлам составляет 5,59%.

Таблица 1

Среднее значение погрешностей расчета узловых нагрузок по активной мощности

Время	Погрешность с использованием инверсии нейронной сети		Погрешность с использованием коэффициента пропорциональности	
	абсолютная, МВт	относительная, %	абсолютная, МВт	относительная, %
0	2,18	3,41	1,65	4,91
1	2,45	4,30	1,82	5,00
2	2,27	4,85	2,23	5,33
3	2,63	4,37	2,33	4,82
4	1,85	4,49	1,93	5,41
5	1,85	4,08	2,17	5,35
6	1,60	3,82	1,16	5,48
7	2,07	4,81	1,90	5,41
8	2,57	5,00	1,66	4,34
9	2,25	4,45	1,37	7,18
10	1,90	3,37	1,45	8,93
11	1,63	3,54	1,86	10,05
12	1,99	3,81	2,09	6,59
13	2,11	4,36	2,18	8,36
14	2,26	5,05	2,34	9,77
15	1,91	2,92	2,04	4,16
16	1,54	3,01	1,83	4,98
17	1,68	3,64	1,75	5,09
18	2,19	3,31	1,70	4,11
19	2,50	3,94	1,62	3,18
20	1,86	2,50	2,05	4,27
21	1,44	3,44	1,70	3,50
22	1,81	4,19	1,35	3,23
23	1,68	2,67	2,04	4,60

В табл.2 приведены средние погрешности прогнозов для каждого узла энергосистемы для рассматриваемого дня. Абсолютная погрешность растет в зависимости от нагрузки в узле: чем больше нагрузка, тем больше абсолютная погрешность. При этом относительная погрешность уменьшается.

Погрешности краткосрочных прогнозов нагрузок для узлов Комизнергосистемы

Нагрузочный узел	Нагрузка по активной мощности			Нагрузка по реактивной мощности	
	средняя нагрузка за сутки, МВт	средняя абсолютная погрешность за сутки, МВт	средняя относительная погрешность за сутки, %	средняя нагрузка за сутки, МВар	средняя абсолютная погрешность за сутки, МВар
Воркута-110	59,92	3,27	5,48	46,75	5,51
ВТЭЦ-2	103,59	2,33	2,29	64,58	7,66
Генераторы ВТЭЦ-1, ВТЭЦ-2	11,18	0,17	1,51	4,02	0,24
ИТЭЦ	51,13	1,88	3,70	-24,94	2,85
ПГРЭС	29,21	1,30	4,46	15,95	2,40
Печора-220	41,61	1,37	3,35	34,93	3,60
Усинск-220	104,76	2,51	2,40	10,28	3,11
Северная	7,51	0,36	4,90	1,13	0,24
Ухта-110	58,10	3,12	5,40	8,70	1,96
Сосногорская ТЭЦ	69,71	2,30	3,30	38,51	3,04
СТЭЦ	11,39	0,51	4,51	5,30	0,20
Зеленоборск	16,15	0,66	4,11	0,65	2,23
Микунь-110	45,69	2,53	5,44	-45,08	5,98
Синдор-220	6,65	0,32	4,89	24,98	2,61
Южный энергоузел	285,17	7,51	2,65	132,23	4,23

Внутричасовое прогнозирование узловых нагрузок. Авторами рассматривалось применение инверсии ИНС для прогноза узловых нагрузок с заблаговременностью от 5 до 30 мин. Структура ИНС в этом случае представляет собой перцептрон с двумя скрытыми слоями. Количество нейронов во входном и выходном слоях остается прежним – 15 и 1, в скрытых слоях – 10 и 3. Кроме того, на входы нейронов скрытых и выходного слоев также подается смещение. Как и при суточном прогнозировании, входными переменными являются нагрузки в узлах, выходной переменной – суммарная нагрузка по энергосистеме, полученная с помощью искусственной нейронной сети [15].

При прогнозировании на пятиминутный период упреждения в качестве входных переменных использовались фактические усредненные за 5 мин. значения узловых нагрузок, соответствующие предыдущему пятиминутному интервалу. Для получения прогноза на десятиминутный и более период упреждения входными переменными являются полученные на предыдущем шаге значения узловых нагрузок. Это позволяет приблизить входные переменные к искомому решению и сократить время выполнения цикла инверсии.

Для внутричасового прогнозирования необходима постоянная коррекция весовых коэффициентов. Поэтому прежде чем применить инверсию для получения прогноза на ближайшие, например 30 мин., нужно провести дополнительное обучение за предыдущие 30 мин. Как правило, такое обучение проходит достаточно быстро и практически не влияет на общее время расчета.

Данная структура и алгоритм применялись для расчета нагрузки по активной и реактивной мощности на данных ноября 1997 г. В табл. 3 приведены средние значения погрешностей расчета узловых нагрузок для интервалов ночного (от 01:00 до 01:25), утреннего (от 07:00 до 07:25), дневного (от 15:00 до 15:25) и вечернего (от 20:00 до 20:25) времени. Для получасового интервала при расчете активной нагрузки абсолютная погрешность не превышает 1,5 МВт, относительная – 3,2%, при расчете нагрузки по реактивной мощности максимальная абсолютная погрешность составляет 1,73 МВт

для вечернего времени. При этом на погрешность при внутрисуточном прогнозировании не оказывают влияние погодные условия в различных нагрузочных узлах Коми энергосистемы. Это связано с постоянной коррекцией весовых коэффициентов перед выполнением прогнозирования. Для сравнения приведены результаты погрешностей прогноза активной мощности, которые получены при использовании коэффициентов пропорциональности. Если в указанных интервалах времени при использовании инверсии относительная погрешность колеблется от 0,88 до 3,21, то при использовании коэффициентов пропорциональности она изменяется от 1,36 до 4,32%. При этом средняя относительная погрешность в расчетах при использовании инверсии составляет: 1,27% – для интервала 01:00-01:25; 2,32% – для интервала 07:00-07:25; 2,04% – для интервала 15:00-15:25; 1,06% – для интервала 20:00-20:25. Для тех же интервалов средняя относительная погрешность в расчетах с использованием коэффициентов пропорциональности составляет 2,03, 3,35, 3,07 и 2,14% соответственно.

Таблица 3

Среднее значение погрешностей прогноза активной и реактивной мощностей по всем узлам

Время	Активная мощность				Реактивная мощность	
	использование инверсии нейронной сети		использование коэффициента пропорциональности		использование инверсии нейронной сети	использование коэффициента пропорциональности
	абсолютная погрешность, МВт	относительная погрешность, %	абсолютная погрешность, МВт	относительная погрешность, %	абсолютная погрешность, МВар	абсолютная погрешность, МВар
01:00	0,42	0,88	0,61	1,36	0,48	1,69
01:05	0,38	0,93	0,69	1,80	0,45	1,68
01:10	0,37	0,90	0,82	2,02	0,80	2,12
01:15	0,54	1,26	0,79	1,76	1,25	2,26
01:20	0,77	1,54	1,56	2,54	0,99	2,23
01:25	0,85	2,12	1,36	2,68	0,74	1,74
07:00	0,88	1,98	1,76	3,62	1,18	1,19
07:05	1,04	2,45	1,26	2,57	1,08	1,07
07:10	0,89	2,27	1,33	2,78	1,31	1,45
07:15	1,03	2,31	2,14	4,32	1,16	1,85
07:20	1,09	2,45	1,33	3,38	0,93	1,43
07:25	0,90	2,46	1,38	3,44	1,02	1,54
15:00	1,13	2,35	1,58	3,54	1,17	1,36
15:05	0,50	1,36	0,94	2,35	1,02	0,83
15:10	0,63	1,41	0,99	2,43	0,94	1,06
15:15	1,21	2,31	1,32	3,26	1,24	1,48
15:20	1,13	2,31	1,31	3,32	0,96	0,92
15:25	1,54	3,02	1,39	3,54	1,15	0,89
20:00	0,65	1,41	0,87	1,76	0,74	0,79
20:05	0,37	1,07	0,64	1,86	0,45	0,70
20:10	0,57	1,32	0,61	1,67	0,73	0,68
20:15	0,50	1,21	0,92	2,17	0,68	0,79
20:20	0,71	1,38	0,89	2,14	0,76	0,64
20:25	1,49	3,21	1,52	3,26	1,73	1,62

Заключение

Предложенный в данной работе метод исходит из прогноза нагрузки энергосистемы с помощью искусственной нейронной сети с последующим определением нагрузок в узлах ЭЭС с применением инверсии ИНС. На основе предложенного метода разработаны модели внутрисуточного и суточного прогнозирования активной и реактивной

нагрузок узлов. Достоинством данного подхода является снижение ошибки прогноза узловых нагрузок по сравнению с традиционно используемым методом распределения нагрузки ЭЭС между узлами пропорционально величине их текущих значений.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Автоматизация диспетчерского управления** в электроэнергетике / Под общей ред. Ю.Н. Руденко и В.А. Семенова. – М.: Изд-во МЭИ, 2000. – 648 с.
2. **Меламед А.М.** Современные методы анализа и прогнозирования режимов электропотребления в электроэнергетических системах // Итоги науки и техники. Энергетические системы и их автоматизация. – М.: ВИНТИ, 1988. – Т.4. – С. 4-111.
3. **Формирование параметров модели ЭЭС** для управления электрическими режимами / А.С. Бердин, П.А. Крючков. – Екатеринбург: УГТУ, 2000. – 107 с.
4. **Богданов В.Л., Денисенко Э.В.** Сопоставление моделей оперативного прогноза узловых нагрузок // Изв. АН СССР. Сер. Энергетика и транспорт, 1982. – № 3. – С. 3-10.
5. **Вальтин Ю.Ю., Разсаар П.Х., Треуфельдт Ю.Э.** Уточнение прогнозов нагрузок электроэнергетической системы и ее узлов. – Таллин, 1985. – С. 97-101. (Тр. Таллин. политех. ин-та, № 610).
6. **Вальтин Ю.Ю., Треуфельдт Ю.Э.** Прогнозирование нагрузок узлов при расчетах стационарных режимов ЭЭС. – Таллин, 1984. – С. 81-86. (Тр. Таллин. политех. ин-та., № 580).
7. **Богданов В.А., Ставровский А.Н.** Сбор и переработка информации для диспетчерского управления режимами электроэнергетических систем // Итоги науки и техники. Сер. Электрические станции, сети и системы. – М.: ВИНТИ, 1979. – Т.9. – С. 7-15.
8. **Зифферман Э.О.** Оценка и краткосрочное планирование электрических режимов в ОДУУрала // Электрические станции, 1986. – № 8. – С. 40-43.
9. **Черненко П.А., Прихно В.Л.** Оценка состояния и оптимизация режима по напряжению и реактивной мощности электроэнергетической системы // Техническая электродинамика, 1980. – №5. – С.92-95.
10. **Jensen C.A., Reed R.D., Marks II R.J., El-Sharkawi M.A., Jung J-B, Miyamoto R.T., Anderson G.M., Eggen C.J.** Inversion of feedforward neural networks: algorithms and applications // Accepted for publication in Proceedings of the IEEE, 1999. – Pp. 1-18.
11. **Williams R.J.** Inverting a connectionist network mapping by backpropogation of error // 8th annual conference of the cognitive science society.- Lawrence Erlbaum, Hillsdale, NJ, 1986. – Pp. 859-865.
12. **Linden A. and Kindermann J.** Inversion of multilayer nets // Prociding of the international joint conference on neural networks. -Washington, D.C., 1989. - Vol. II. – Pp. 425-430.
13. **Горбань А.Н., Россиев Д.А.** Нейронные сети на персональном компьютере. – Новосибирск: Наука, 1996. – 276 с.
14. **Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б.** Модель суточного прогнозирования нагрузок ЭЭС с использованием нечетких нейронных сетей // Известия РАН. Энергетика, 2001. – № 4. – С. 52-59.
15. **Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б.** Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок с использованием искусственных нейронных сетей // Электричество, 1999. – № 10. – С. 6-12.

Об авторах.

Шумилова Галина Петровна. Окончила электромеханический факультет Ленинградского политехнического института в 1971 г. В 1989 г. защитила кандидатскую диссертацию в Институте электродинамики АН Украины. Старший научный сотрудник ИСЭиЭПС Коми НЦ УрО РАН. Область научных интересов – релейная защита, противоаварийное и оперативное управление режимами энергосистем, искусственный интеллект.

Готман Наталья Эрвиновна. Окончила физико-математический факультет Сыктывкарского государственного университета в 1984 г. Научный сотрудник ИСЭиЭПС Коми НЦ УрО РАН. Область научных интересов – математическое моделирование задач электроэнергетики, программирование, искусственный интеллект.

Старцева Татьяна Богдановна. Окончила физико-математический факультет Коми государственного педагогического института в 1974 г. Научный сотрудник ИСЭиЭПС Коми НЦ УрО РАН. Область научных интересов – математическое моделирование задач электроэнергетики, программирование, искусственный интеллект.