



Баки, Азербайжан

“Fizika-2005”
Beynəlxalq Konfrans
International Conference
Международная Конференция

7 - 9 İyun 2005 №123 səhifə 468-473
June 2005 page
Июнь стр.

Баку, Azerbaijan



Баку, Азербайджан

ПЛАНИРОВАНИЕ ПОТЕРЬ МОЩНОСТИ В ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

ЗАЙГРАЕВА Ю.Б., МАНУСОВ В.З., ПАВЛЮЧЕНКО Д.А.

*Новосибирский государственный технический университет
630092, Россия, г. Новосибирск, пр. К. Маркса, 20
pavluc@merlin.power.nstu.ru,
тел.(факс): +7(3832)461551*

Построение модели прогнозирования потерь мощности в реальной энергосистеме с помощью вероятностно-статистического метода и аппарата искусственных нейронных сетей; сравнение погрешностей прогнозирования потерь; разработка таблицы факторов, влияющих на потери мощности, по диапазонам напряжения; анализ изменения архитектуры искусственной нейронной сети при изменении схемы энергосистемы.

ВВЕДЕНИЕ

Важным направлением повышения эффективности работы современных энергообъединений является распространение рыночных отношений на все сферы процесса производства, передачи, распределения и сбыта электроэнергии [1]. В настоящий момент необходимо эти задачи решать с учетом специфики перехода к рыночным отношениям в электроэнергетике. Недостатком большинства существующих работ является то, что стоимость потерь электроэнергии определяется по укрупненным показателям на достаточно продолжительных промежутках времени, и она не увязана с процессом управления электроэнергетической системы (ЭЭС) во времени, например, при определении их значимости при оперативном управлении [2].

Развитие методов вычислительной математики и информационных технологий позволяет по-новому ставить вопросы совершенствования оперативного управления режимами региональных электроэнергетических систем. В настоящее время перспективным представляется решение этих вопросов на базе технологий искусственного интеллекта, в частности, аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС).

Преимущества использования ИНС в решении задач управления режимами ЭЭС формулируются следующим образом [4]:

- возможность построения моделей сложных процессов;
- возможность получения моделей более простого вида;

- высокая надежность получения результата за счет формирования явной зависимости искомых параметров от заданных.

Цель данной статьи заключается в обозначении преимуществ использования ИНС при прогнозировании потерь мощности, по сравнению с традиционными методами прогнозирования. Также рассмотрены вопросы по выбору архитектуры и метода обучения ИНС в случае, когда потери рассматриваются для полной схемы и для фрагментов схем по классам напряжения. Произведен анализ изменения архитектуры ИНС при изменении схемы ЭЭС.

Для оценки потерь активной мощности ИНС должна быть спроектирована и обучена при аппроксимации функции:

$$\Delta P = F([x]), \quad (1)$$

где ΔP - активные потери; $[x]$ - вектор-столбец переменных состояния, компонентами которого являются:

- номинальное напряжение сети;
- график нагрузки;
- время года;
- день недели;
- местоположение сети;
- метеорологические факторы.

Не все переменные будут значимы, но они нужны для полноценного описания работы энергосистемы.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТЕРЬ МОЩНОСТИ ДЛЯ ЦЕНТРАЛЬНЫХ МЕЖСИСТЕМНЫХ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СЕТЕЙ

Линии электропередачи и подстанции Центральных межсистемных электрических сетей РАО "ЕЭС России" (МЭС Центра) расположены на территории 19 областей центральной части России (площадь 1031,3 тыс. кв.), где проживает свыше 46,2 млн. человек. Зона обслуживания предприятий охватывает территории Астраханской, Белгородской, Владимирской, Волгоградской, Воронежской, Ивановской, Калужской, Костромской, Курской, Липецкой, Московской, Нижегородской, Орловской, Вологодской, Рязанской, Тамбовской, Тверской, Тульской и Ярославской областей.

В непосредственном обслуживании МЭС Центра находятся:

- 12060 км воздушных линий напряжением 220-750 кВ
- 35 подстанций 110-750 кВ установленной мощностью 39680 МВА установленной трансформаторной мощностью шунтирующих реакторов 5340 Мвар.

Основные генерирующие мощности сосредоточены на крупных конденсационных тепловых и атомных электростанциях. Напряжение основных электросетей - 500 и 220 кВ, в западной части - 750 и 330 кВ.

Вся исходная информация может быть разделена на три вида [4]:

- Постоянная, неизменная в течение одного цикла работы;
- Переменная, собираемая автоматически;
- Переменная, собираемая вручную.

К первому виду информации относится схема и параметры сети, параметры базового режима дня контрольного замера, нормативно-справочная информация, наименование объекта и др.

Второй вид – информация, поступающая из ОИК энергосистем, т.е. обработанные (прошедшие достоверизацию и сглаживание) телеизмерения активных и реактивных перетоков, генерация и уровней напряжения на основных объектах энергосистемы. Эта информация поступает в комплексе один раз в час и в случае простоя накапливается.

Третий вид – информация, спорадически поступающая в комплекс от оператора через диалоговую систему, разработанную специально для диспетчера. Это может быть либо задание каких-либо нетелеизмеряемых перетоков, либо корректировка схемы сети при выводе в ремонт оборудования.

При прогнозировании потерь мощности для МЭС Центра с помощью вероятностно-статистического метода (планирования эксперимента) возможно, учесть лишь первых два типа информации, которая и будет формировать выборку для данного метода. При прогнозировании же потерь с помощью аппарата ИНС есть возможность учесть все три вида информации.

АНАЛИЗ И ОЦЕНКИ ПОТЕРЬ МОЩНОСТИ В ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СЕТЯХ С ПОМОЩЬЮ ПЛАНИРОВАНИЯ ЭКСПЕРИМЕНТА:

Формулирование задачи: Определить зависимость нагрузочных потерь, возникающих в фрагменте сети МЭС Центра напряжением 750 кВ., от напряжения в базисном узле и потребляемой мощности (активной и реактивной) системы в целом.

Рассматривался полином второго порядка:

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + b_4X_1^2 + b_5X_2^2 + b_6X_3^2 + b_7X_1X_2 + b_8X_1X_3 + b_9X_2X_3 \quad (2)$$

где Y – потери мощности в ЭЭС; X_1 – суммарная активная мощность ЭЭС; X_2 – суммарная реактивная мощность ЭЭС; X_3 – среднее напряжение ЭЭС.

Был получен полином относительно некодированных факторов с уровнем значимости 0,91:

$$\Delta P = 13,020 - 3,422 * 10^3 * P_{номп} + 8,400 * 10^4 * Q_{номп} + 2,084 * 10^{-7} * P_{номп}^2 \quad (3)$$

Погрешность прогнозирования потерь мощности в данном случае составила:

- средняя абсолютная погрешность – 9,3483;
- дисперсия погрешности – 5,0233.

АНАЛИЗ И ОЦЕНКИ ПОТЕРЬ МОЩНОСТИ И ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ В ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СЕТЯХ С ПОМОЩЬЮ ИНС

Построение любой нейросетевой модели предполагает выполнение следующих этапов:

- Формулирование задачи в нейросетевом базисе.
- Формулирование выборки обучения.
- Выбор архитектуры ИНС, в том числе параметров элементов нейронной сети (идентификация структуры модели).
- Обучение ИНС (оценивание параметров модели).
- Тестирование ИНС в целях установления адекватности полученной модели исследуемого объекту.

1. Формулирование задачи в нейросетевом базисе:

Построить модель, которая характеризует связь между нагрузочными потерями и потребляемыми активной и реактивной мощностями, и средним напряжением. Причем данная задача должна быть решена для МЭС Центра в целом и для каждого напряжения в отдельности (750 кВ., 500 кВ., 330 кВ.). Входными данными соответственно для данных задач являются: потребляемая активная мощность, потребляемая реактивная мощность, среднее напряжение по сети в целом. Выходной переменной является нагрузочные потери для сети в целом и по напряжениям.

2. Формулирование выборки обучения.

Выбор переменных осуществляется интуитивно. При выборе переменных руководствовались следующим:

- так как рассчитываем нагрузочные потери, значит, переменные должны учитывать изменение нагрузки;
- в схеме МЭС существует несколько ступеней напряжения, значит должны учитывать напряжение;
- исходные данные для решения данных задач получены с помощью программы расчета установившегося режима WinLfl поэтому не учитываются климатические, временные факторы.

При соблюдении всех условий формирования выборки, с учетом поставленной задачи, была сформирована выборка. Результаты формирования представлены в таблице 1. Причем выборка включает обучающие, контрольные и тестовые наблюдения.

Таблица 1 Формулирование исходных данных для поставленных задач

Напряжение сети	Входные переменные						Выходные переменные	Объем выборки, наблюдения
	$P_{потр}$	$Q_{потр}$	U_{750}	U_{500}	U_{330}	U_{220}		
Сеть	$P_{потр}$	$Q_{потр}$	U_{750}	U_{500}	U_{330}	U_{220}	ΔP	500
750 кВ	$P_{потр}$	$Q_{потр}$	U_{750}	----	----	----	ΔP_{750}	500
500 кВ	$P_{потр}$	$Q_{потр}$	----	U_{500}	----	----	ΔP_{550}	500
330 кВ	$P_{потр}$	$Q_{потр}$	----	----	U_{330}	----	ΔP_{330}	500

Выбор архитектуры ИНС, выбор метода обучения ИНС осуществлялся с помощью пакета программ STATISTICA Neural Networks.

3. Выбор архитектуры ИНС, в том числе параметров элементов ИНС:

При выборе архитектуры ИНС руководствовались следующими правилами:

- ✓ Оптимальный тип сети (многослойный перцептрон или радиально базисная функция), оптимальное количество скрытых слоев и скрытых нейронов выбираем с помощью функции «Мастер решения задач»;
- ✓ Для оптимального выбора входных параметров, кроме функции «Мастер решения задач», используем Генетический алгоритм;
- ✓ Оптимальную функцию активации выбираем среди следующих: линейная, логистическая, гиперболическая (выбор этих функций активации связан с типом поставленной задачи; возможностями ЭВМ; требуемой точностью прогнозирования);
- ✓ Оптимальную функцию активации выбираем по минимальной средней абсолютной погрешности и дисперсии погрешности. Обучаем ИНС в данном случае методом Левенберга-Маркара, учитывая, что при расхождении кривых Train и Verify, нейронная

сеть переобучилась. Когда кривая почти не изменяется, обучение можно остановить.

- ✓ Среднюю абсолютную погрешность и дисперсию погрешности вычисляются на множестве контрольных и тестовых значений.

4. Обучение ИНС:

При выборе оптимального алгоритма обучения руководствовались следующими правилами:

- ✓ Рассматривали следующие алгоритмы обучения: обратное распространение, сопряженных градиентов, Квази Ньютона, Левенберга-Маркара, быстрое распространение. Для предложенных алгоритмов обучения выявлены графики обучения, распределения весов и погрешности: средняя абсолютная погрешность и дисперсия ошибки.
- ✓ Оптимальный алгоритм обучения выбран в зависимости от сходимости кривых Train и Verify и минимальных погрешностей.
- ✓ Структуры нейронных сетей и функции активации для рассматриваемых задач оптимальные.
- ✓ Среднюю абсолютную погрешность и дисперсию ошибки вычисляются на множестве контрольных и тестовых значений.

В таблице 2 представлены средняя абсолютная погрешность и дисперсия ошибки при выборе оптимальных функций активации и алгоритмов обучения. Жирным шрифтом выделены наименьшие погрешности для каждой задачи.

Задача	Функция активации			Алгоритм обучения				
	Linear	Logistic	Hyperbolic	Обратное распространение	Сопряженных градиентов	Квази Ньютона	Левенберга-Маркара	Быстрое распространение
Сеть	2,33 1,92	3,66 2,88	3,69 3,12	4,59 3,64	4,29 2,88	3,34 2,45	2,33 1,92	5,18 5,23
750 кВ	3,39 2,60	3,47 3,16	3,34 1,90	3,90 1,93	4,05 2,08	4,74 3,28	3,34 1,90	3,08 1,69
500 кВ	2,77 2,18	2,70 1,82	3,20 5,87	3,59 2,14	3,70 2,29	5,54 6,83	2,70 1,82	3,54 2,00
330 кВ	2,69 0,86	3,09 0,86	2,49 0,84	2,58 0,94	2,82 0,86	3,09 0,97	1,49 0,84	2,94 0,99

Примечание: оптимальная структура нейронной сети для всех случаев – многослойный персептрон

ВЫБРАННАЯ СТРУКТУРА ИНС ПРИ ИЗМЕНЕНИЯХ СТРУКТУРЫ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ СЕТИ

Учет изменения схемы электрической сети (плановый ремонт линий и т.д.) при решении поставленной задачи предлагаем следующим образом:

- ✓ С помощью выборки. Включить в выборку режимы, при которых линии были отключены. Нейронная сеть обучится этим режимам. И погрешность будет минимальной.
- ✓ С помощью введения еще одной переменной. Переменная будет учитывать отключена линия или нет, принимая значения 0 и 1. Но и в этом случае в выборке должны присутствовать режимы с отключением линиями.

Для решения этой задачи необходима следующая информация:

- ✓ Какие именно линии будем учитывать в выборке?
- ✓ И какое количество наблюдений с отключенными линиями должно учитываться в общей выборке?

Если в выборке учитывать режимы с отключением линий, то рассмотрим отключение каких линий, дает погрешность* больше 10 %. На рисунке 1 и 2 представлено соотношение этих погрешности к соответствующему ей количеству линий системы и по напряжениям. Темно-серым цветом обозначена погрешность менее 10 %, которую мы не учитываем. Это связано с тем, что потери в схеме немного превышают 1 %. Светло-серым обозначена погрешность выше 10 %.

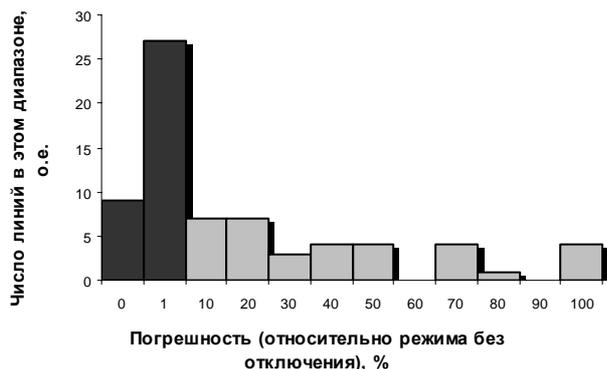


Рис. 1. Гистограмма погрешностей для всей схемы МЭС Центра

С учетом количества линий соответствующего напряжения в процентах к общему количеству линий (таблице 3) можно сделать следующий вывод:

- ✓ Сети напряжением 330 кВ не учитываются в выборке при отключении;
- ✓ В основном учитываются линии напряжением 500 кВ (48 % от числа линий этого

напряжения), потому что этих линий 85% от общего числа линий;

- ✓ Почти все линии напряжением 750 кВ (75 % от числа линий этого напряжения).

Таблица 3 Соотношение количества линий данного напряжения к общему количеству

Напряжение	750 кВ	500 кВ	330 кВ
Соотношение количества линий данного напряжения к общему количеству линий	11	85	4

В выборке необходимо учитывать вероятность отключения той или иной линий.

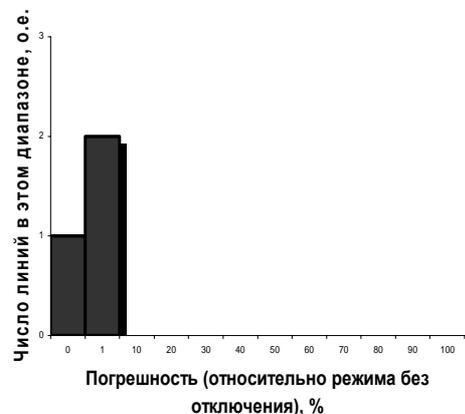
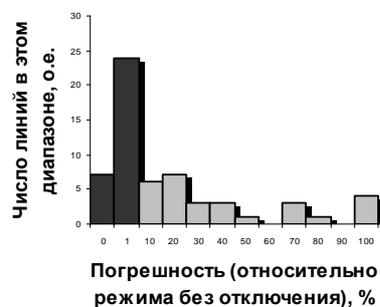
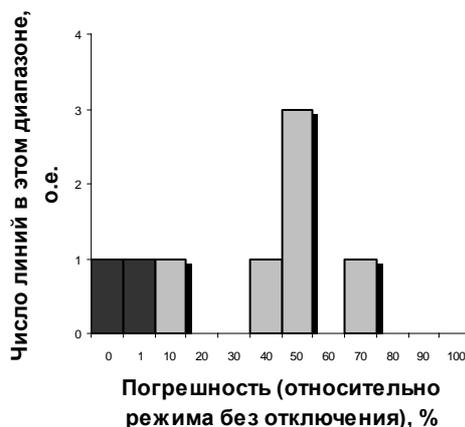


Рис. 2. Гистограммы погрешностей при напряжениях 750 кВ., 500 кВ., 330 кВ

СРАВНИТЕЛЬНАЯ ОЦЕНКА МЕТОДОВ РАСЧЕТА И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТЕРЬ МОЩНОСТИ

Если давать сравнительную оценку детерминированным методам расчета потерь мощности и расчету потерь мощности с помощью аппарата ИНС, то следует выделить преимущества ИНС, которые заключаются в экономии времени расчета. Возможно, при расчетах с помощью ИНС появляется погрешность, которая находится в пределах 3 %, но в данном случае эта погрешность очень мала. Потери в сети МЭС Центра немного превышают 1 % от общего потребления. И затраты времени, которые сопровождают расчет потерь мощности при использовании детерминированных методов, являются менее экономичными, чем погрешность в 3 %.

При сравнении вероятностно-статистических методов, а именно планирование эксперимента, и аппарата ИНС, можно выделить следующее преимущество ИНС: средняя абсолютная погрешность и значение дисперсии погрешности для ИНС гораздо меньше. Результаты представлены в таблице 4. В данном случае говорится не только об абсолютной погрешности, но и о разбросе значений погрешности (дисперсии), которая также принимает значение меньше чем при расчете вероятностно-статистическим методом. Как известно, распределение погрешности подчиняется нормальному закону, поэтому интервал попадания погрешности уменьшается, а вероятность попадания в данный интервал остается прежней (рис. 3).

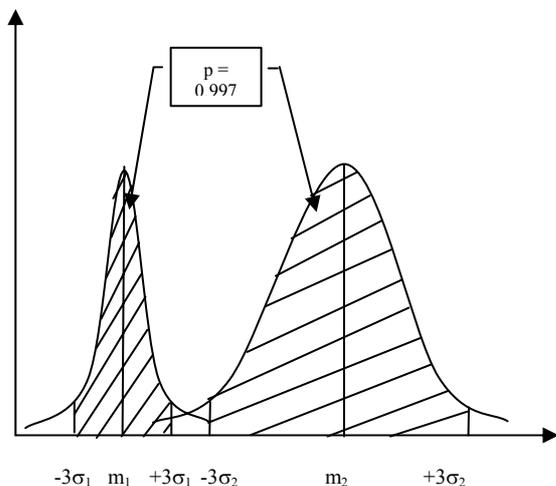


Рис. 3. Погрешности прогнозирования потерь мощности для вероятностно-статистического метода и аппарата ИНС

На рисунке 3 σ_1 и m_1 это дисперсия и математическое ожидание погрешности для аппарата ИНС и σ_2 и m_2 – дисперсия и математическое ожидание погрешности для вероятностно-статистического метода (планирования эксперимента).

Таблица 4 Погрешности при расчете потерь мощности

Методы расчета потерь мощности	Средняя абсолютная погрешность	Дисперсия погрешности
Планирование эксперимента	9,348	5,023
Искусственная нейронная сеть	3,083	1,686

В таблице 5 представлены погрешности, которые были получены при оценке и планировании потерь мощности в схеме МЭС Центра, фрагменте этой схемы напряжением 750 кВ, 500 кВ, 330 кВ с помощью аппарата нейронных сетей. Можно сделать следующие выводы средняя абсолютная погрешность не превышает 3,083, дисперсия погрешности принимает значения, лежащие в пределах 0,842 – 1,924.

Таблица 5 Погрешности при расчете потерь мощности в электрической системе с помощью аппарата ИНС

Схема задачи	Средняя абсолютная погрешность	Дисперсия погрешности
Схема МЭС Центра	2,331	1,924
Фрагмент схемы МЭС Центра напряжением 750 кВ	3,083	1,686
Фрагмент схемы МЭС Центра напряжением 500 кВ	2,702	1,822
Фрагмент схемы МЭС Центра напряжением 330 кВ	1,493	0,842

Преимущества применение ИНС при расчете потерь мощности очевидны.

При работе с нейронными сетями необходимо выявить оптимальную выборку, оптимальную структуру нейронной сети, оптимальную функцию активации, найти оптимальный метод обучения. Все эти параметры, как известно, зависят от сложности поставленной задачи.

ВЫВОДЫ

1. В статье показана необходимость развития существующих научных и методических принципов расчета режимов электрических сетей.
2. Приведен алгоритм для работы с искусственной нейронной сетью. Соблюдение всех пунктов данного алгоритма позволит подобрать оптимальную выборку, создать оптимальную структуру нейронной сети (тип нейронной сети, количество скрытых слоев, количество скрытых нейронов, число входных параметров, функции активации), выявить оптимальный алгоритм обучения нейронной сети.
3. Приводится постановка задачи оценки и планирование потерь мощности в электрической

системе. Постановка задачи оценки и планирование нагрузочных потерь мощности в электрических системах включает предложения по выбору входных параметров, составления выборки. Входными параметрами задачи для расчета и планирования нагрузочных потерь мощности в электрических системах могут являться суммарная мощность нагрузки электрической системы и среднее напряжение системы. Выборка, в свою очередь, должна быть сформирована в зависимости от графика нагрузки, времени суток, дня недели, сезона и т.д. Это замечание следует учитывать при формировании выборки с помощью, например, расчета установившегося режима электрической сети, результатом которой будут потери мощности в электрической системе.

4. В статье рассмотрены различные методы оценки и планирования потерь мощности в электрических системах. Эти методы включают детерминированные методы расчета потерь мощности, вероятностно-статистические методы и предложен новый метод – аппарат искусственных нейронных сетей. Произведена сравнительная оценка следующих методов: расчет потерь мощности, в результате расчета установившегося режима; планирование эксперимента, аппарат искусственных нейронных сетей. Сравнительная оценка основана на реальных расчетах потерь мощности в электрической схеме. В результате чего выявлены преимущества искусственных нейронных сетей перед другими методами оценки и планирования потерь мощности в электрической системе, которые заключаются в следующем: во-первых, в экономии времени расчета потерь мощности в электрической системе; во-вторых, погрешность расчета потерь мощности меньше в два раза. В ходе расчетов с помощью планирования эксперимента была получена зависимость потерь

мощности от суммарных активной и реактивной мощностей системы, причем уровень значимости составил – 0,91. Зависимость предназначена для расчета потерь мощности в фрагменте электрической системы напряжением 750 кВ. Также в ходе расчетов получены оптимальные структуры нейронной сети и выявлены оптимальные алгоритмы обучения для следующих задач: схемы электрической сети, фрагментов схемы электрической сети напряжением 750 кВ, 500 кВ, 330 кВ. Получены следующие погрешности ошибки оценки и планирования потерь мощности с помощью аппарата искусственных нейронных сетей: средняя абсолютная погрешность не превышает 1,493 – 3,083, дисперсия погрешности принимает значения, лежащие в пределах 0,842 – 1,924.

5. При работе с аппаратом искусственных нейронных сетей даются рекомендации по формализации задачи, формированию выборки, оптимизации структуры и алгоритма обучения нейронной сети при оценке и планировании потерь мощности в электрической системе.

6. Проведены исследования поведения искусственной нейронной сети, которая производит расчет и планирование потерь мощности в электрической системе, при изменении схемы (например, плановое отключение линий). В статье предложено учесть изменение электрической схемы двумя способами: с помощью выборки, с помощью введения новой входной переменной. Выбран оптимальный способ: учесть изменения схемы с помощью выборки. В ходе проведенных расчетов при изменении схемы электрической системы было предложено учитывать следующее: какие линии будут участвовать в выборке, и с какой вероятностью они будут участвовать.

[1]. Железко Ю.С. Состояние и перспективы нормативного планирования потерь электроэнергии в сетях энергосистемы. //Электрические станции, 1992. № 10. 24-28.

[2]. Сулова А.Ю. Методы управления режимами электрических сетей ПЭС в условиях энергетического рынка. Автореф. дис. канд. тех. наук. – Новосибирск, 2001. – 24с.

[3]. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Пер. с англ.–М.: Горячая линия–Телеком, 2001.– 654с.

[4]. Давидович Б.Я. Система оперативного контроля потерь и оптимизация режима энергосистемы. //Электрические станции, 1991. № 1. 54-57.

[5]. Воротницкий В.Э. Расчет, нормирование и снижение потерь электроэнергии в городских электрических сетях. //Электрические станции, 2000. № 5. 9-13.