



УДК 004.8

## НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД ДЛЯ НОРМИРОВАНИЯ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ УЧРЕЖДЕНИЙ<sup>1</sup>

**Е.Н. Соснина, А.В. Шалухо, Р.Ш. Бедретдинов**

Предложена схема нейросетевого подхода для определения нормативных расходов электрической и тепловой энергии образовательных учреждений. Созданы нейросетевые модели электро- и теплопотребления. Показаны преимущества нейронных сетей при решении задачи нормирования.

---

A scheme of the neural network approach to determine the normative electric and thermal energy consumption of educational establishments is suggested. Corresponding neural network models are created. The advantages of neural networks for solving the rationing problem are shown.

---

### **КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА**

Нормативные расходы, энергопотребление, образовательные учреждения, искусственные нейронные сети.

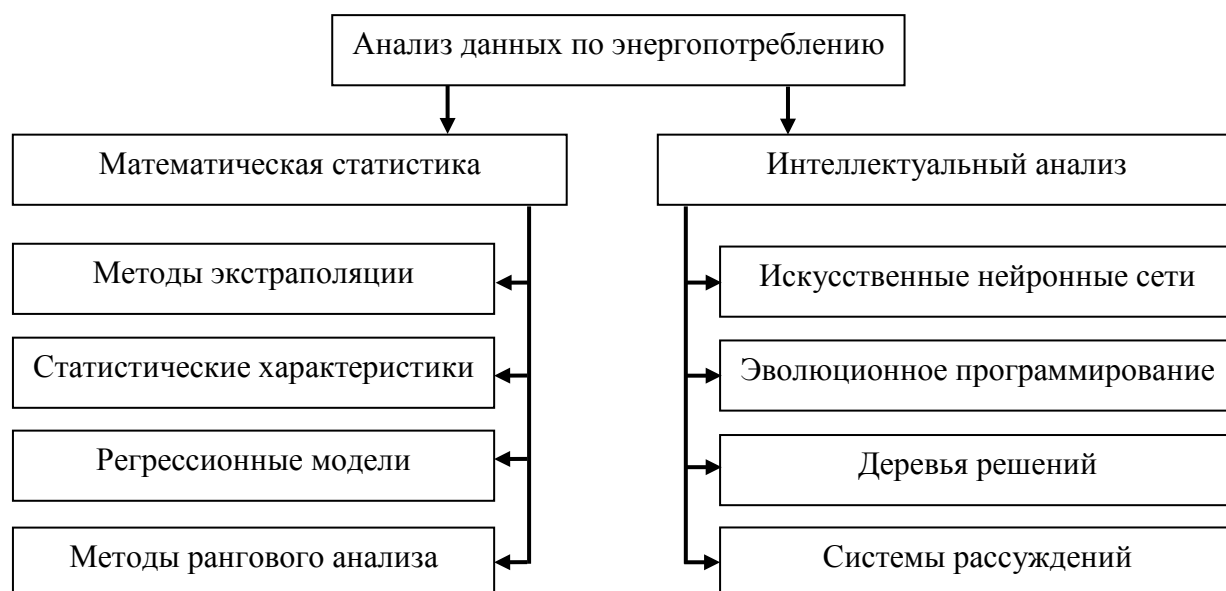
Одним из приоритетных направлений энергетической стратегии России является повышение энергоэффективности в бюджетном секторе. В настоящее время планирование всех государственных расходов осуществляется на основе заданий (пп. 2.3 ст. 69.2 Бюджетного кодекса РФ). При формировании заданий учитываются затраты на коммунальные расходы. Среди организаций бюджетной сферы крупными потребителями являются образовательные учреждения (ОУ) – университеты, институты, школы. В структуре коммунальных платежей ОУ определяющими являются платежи за тепло- и электропотребление.

Задача повышения эффективности бюджетных расходов решается с помощью нормативов. Существующие нормативно-правовые документы являются устаревшими и не удовлетворяют современным требованиям при нормировании энергопотребления образовательных учреждений. Поэтому актуальной задачей является разработка инструмента для установления норм удельных расходов электрической и тепловой энергии ОУ в зависимости от двух факторов – численности обучающихся и общей площади помещений зданий.

Определение нормативных расходов основано на исследовании статистических данных по электро- и теплопотреблению ОУ. Поэтому в качестве аппарата моделирования энергопотребления могут использоваться классические методы математической статистики и современные подходы интеллектуального анализа данных (рис. 1).

---

<sup>1</sup> В статье использованы материалы государственного контракта №14.516.11.0006 от 15.03.2013 с Министерством образования и науки РФ



**Рис. 1. Методы анализа данных по энергопотреблению**

Наиболее распространены статистические методы исследования, основанные на экстраполяции временных рядов [1], анализе статистических характеристик нормального закона распределения [2], применении регрессионного анализа [3]. Достоинством данных методов является относительная простота получения исходных данных. Однако увеличение количества входных переменных значительно усложняет обработку данных, требует расчета показателей, нормативных коэффициентов, определение статистических закономерностей. Это приводит к появлению погрешностей и отрицательно влияет на точность расчета удельных расходов энергопотребления.

Для оптимального управления электропотреблением техноценоза применяется ранговый анализ. Прогнозирование выполняется на основе статистической модели, отражающей процесс электропотребления на год вперед [4]. Прогнозирование может осуществляться G-методами (основаны на гауссовой математической статистике), Z-методами (основаны на цифровой математической статистике) и синтетическими GZ-методами (сочетают достоинства GZ – анализа). Основной недостаток рангового анализа заключается в создании системы сбора информации и работы специально обученных экспертов и аналитиков.

Также статистические методы исследования энергопотребления не позволяют учитывать категориальные данные, такие как материал ограждающих конструкций здания, переплет окон. Учет категориальных данных мог бы повысить точность определения норм расходов тепловой энергии.

Результаты исследований зарубежных и отечественных специалистов показывают, что от статистических методов выгодно отличаются методы интеллектуального анализа данных. Новизна интеллектуального анализа заключается в расширении сферы применения прикладной статистики, распознавания образов, методов искусственного интеллекта, теории баз данных.

Среди методов интеллектуального анализа в энергетике нашли применение эволюционное программирование и искусственные нейронные сети.

Существуют примеры использования алгоритмической базы эволюционного синтеза для исследования потребления электрической энергии в коммунально-бытовом секторе. Однако для нормирования энергопотребления ОУ применение методов эволюционного программирования нецелесообразно. Данные системы требуют разработки дорогостоящих программ и специальной подготовки пользователя.

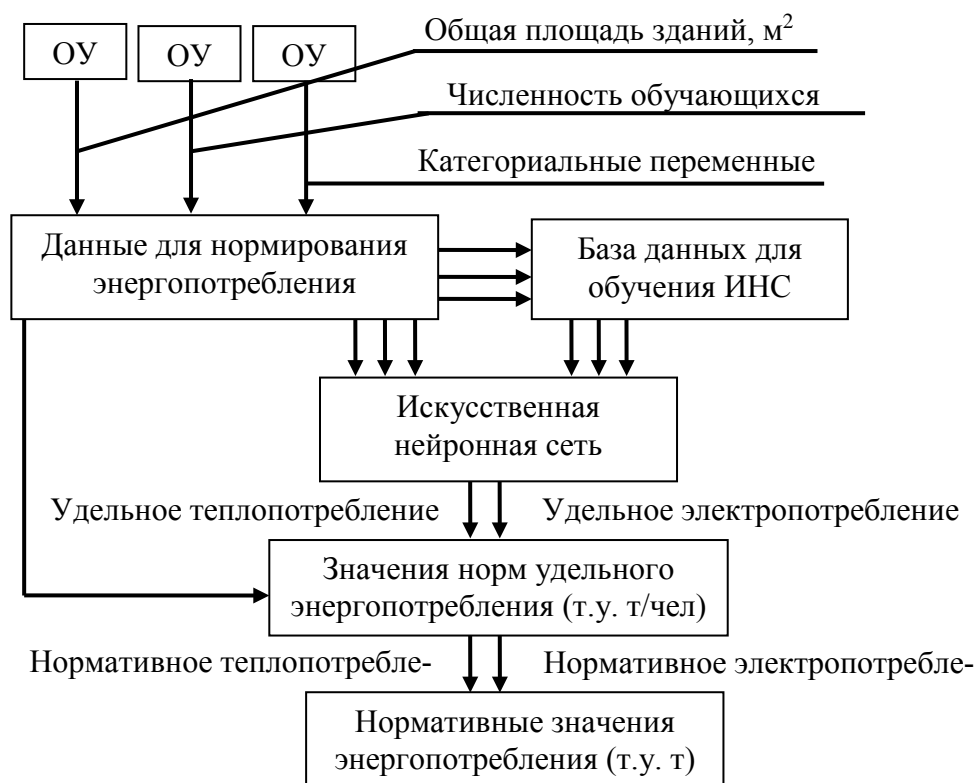
Одним из эффективных методов интеллектуального анализа является построение искусственных нейронных сетей (ИНС). Нейросетевому подходу в энергетике в настоящее время уделяется большое внимание. С помощью ИНС эффективно решаются задачи диагностики состояния и определения неисправностей оборудования, оценка устойчивости энергосистемы, а также задачи краткосрочного прогнозирования потребления топлива, выработки мощности энергоустановками, потребления электрической и тепловой энергии.

В основном ИНС используются для прогнозирования энергопотребления и нагрузки. Первые статьи по применению ИНС для краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки появились в 1991 году. В настоящее время нейросетевые предикторы электрической нагрузки нашли применение на диспетчерских центрах энергосистем во многих странах мира – США, Канаде, Греции, Великобритании, Франции, Бельгии [5]. Наиболее известной из нейросетевых систем прогнозирования является *ANNSTLF*, развиваемая *Electric Power Research Institute* (США) с 1992 года по сегодняшний день. Примером использования нейросетевого метода в России является краткосрочное прогнозирование электропотребления ОАО «Мордовская энергосбытовая компания» [6]. Относительная погрешность прогноза на 3-4 дня составила не более 5%.

Применение ИНС для решения задачи нормирования энергопотребления ОУ обладает следующими преимуществами:

1. Возможность учета большого количества разнообразных входных переменных.
2. Возможность учета категориальных входных данных.
3. Возможность повышения точности прогноза.
4. От специалистов не требуется опыт работы с энергосистемой.

На рис. 2 представлена схема нейросетевого подхода применительно к разработке норм энергопотребления ОУ.



**Рис. 2. Структура нормирования энергопотребления ОУ**

Входными переменными для обучения ИНС являются общая площадь здания, численность обучающихся и определенные категориальные переменные.

Площадь зданий является параметром, по которому в настоящее время в основном осуществляется планирование энергопотребления ОУ. Однако площадь ОУ величина условно постоянная, мало изменяющаяся во времени. Изменение объемов потребления электрической и тепловой энергии по годам во многом связано с ежегодными изменениями численности обучающихся. Поэтому при определении величины удельного энергопотребления необходимо учитывать как площадь зданий, так и численность обучающихся.

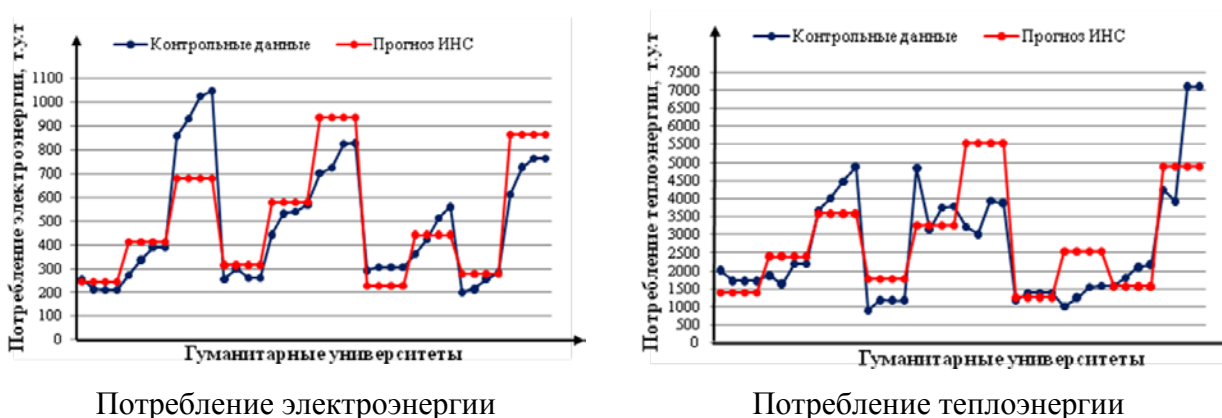
Для повышения эффективности ИНС необходим учет дополнительных входных переменных (температура воздуха в отопительный период), в том числе категориальных (тип остекления и материал ограждающих конструкций ОУ – стены, крыша). Уточнение зависимости удельного энергопотребления от различных категориальных переменных требует отдельных исследований.

Большое количество исследуемых ОУ и относительная легкость получения информации обеспечит необходимый объем данных для обучения, тестирования и контроля ИНС. Обученная сеть приобретет способность моделировать функцию, связывающую значения входных данных с удельными расходами электрической и тепловой энергии ОУ. Впоследствии такую сеть можно использовать для прогнозирования в ситуации, когда выходные значения неизвестны.

Выходными переменными ИНС являются удельные расходы электрической энергии на одного обучающегося (кВтч/чел) и удельные расходы тепловой энергии на одного обучающегося (т у.т./чел).

Для получения прогнозных значений годовых общих расходов электрической и тепловой энергии удельные расходы электрической и тепловой энергии умножаются на количество обучающихся исследуемого учебного заведения.

В пакете *Neurosolutions* созданы примеры нейронных сетей для определения значений электро- и теплоснабжения классических университетов. Исходные данные разделены на обучающую совокупность (100 значений) и контрольное множество (40 значений). На основе анализа научных работ [7] и результатов экспериментов выбрана архитектура сетей – персептрон с одним скрытым слоем, сигмоидальной функцией активации, с обучением по методу обратного распространения ошибки. Полученные результаты моделирования расходов электрической и тепловой энергии представлены на рис. 3.



**Рис. 3. Прогнозирование энергопотребления классических университетов**

Для отдельных ОУ расхождение между контрольными данными и выходными величинами ИНС составило до 50%. Высокий процент расхождения объясняется:

- 1) недостаточным объемом исходной информации;



- 2) коррелированностью входных переменных (коэффициент корреляции между численностью обучающихся и площадью зданий составляет 0,211);
- 3) слабой корреляцией между удельным энергопотреблением и количеством обучающихся.

## ВЫВОДЫ

Полученные результаты показывают, что применение нейросетевого подхода для нормирования энергопотребления ОУ требует использования большего количества обучающих данных, а также учет дополнительных входных переменных, в том числе категориальных переменных. Исследования показали целесообразность дальнейших исследований по использованию нейронных сетей для прогнозирования энергопотребления ОУ.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Чучуева И.А. Модель экстраполяции временных рядов по выборке максимального подобию. – Информационные технологии, 2010, № 12, с. 43-47.
2. Вагин Г.Я., Дудникова Л.В. Исследование эффективности использования энергоносителей в образовательных учреждениях. – Энергобезопасность и энергосбережение, №6, 2010.
3. Соснина Е.Н., Шалухо А.В. Моделирование энергопотребления образовательных учреждений. – Информационно-измерительные и управляющие системы, 2011, № 7, с. 66-70.
4. Гнатюк В. И. и др. – Электрика, 2003, № 2 – 6; 2004, № 7; 2005, № 2; 2006, № 1, 7, 12; 2007, № 2, 3, 7, 8, 11, 12; 2008, № 4, 8.
5. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Сергеев С.А. Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей в энергетике. – Проблемы заглавной энергетики, 2006, №6.
6. Соломкин А.В. Применение нейросетевых методов для прогнозирования потребления электроэнергии. – Электроника и информационные технологии, 2009, №3.
7. Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Прогнозирование нагрузки ЭЭС на базе новых информационных технологий. – В кн.: Новые информационные технологии в задачах оперативного управления электроэнергетическими системами / Н.А.Манов, Ю.Я.Чукреев, М.И.Успенский и др. Екатеринбург: УрО РАН, 2002, с.127–156.

*Работа поступила 4.06.2013*