

7. Беркович М.А., Молчанов В.В., Семенов В.А. Основы техники релейной защиты. – 6-е изд., перераб. и доп. – Москва: Энергоатомиздат, 1984. – 375 с.: ил.
8. Серебряков А.С., Семенов Д.А., Чернов Е.А. Автоматика: учебник и практикум для вузов; под общ. Ред. А.С. Серебрякова. – 2-е изд. – Москва: Юрайт, 2021. – 476 с.
9. Испытательные системы серии «РЕТОМ» и их применение для проверки устройств релейной защиты и автоматики: учебное пособие / С.М. Юдин [и др.]. – Томск: Изд-во ТПУ, 2011.
10. Руководство по эксплуатации и настройке RTDS. – Чебоксары, 2015. – 311 с.

## ПРИКЛАДНОЕ ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ

**Г. Поспелов**

*Национальный исследовательский Томский политехнический университет,  
ИШЭ, ОЭЭ, группа 5А13*

Научный руководитель: В.В. Гречушников, Старший преподаватель, ОЭЭ

### **Введение**

В настоящее время на большинстве предприятий прогнозирование энергопотребления осуществляется в «ручном» режиме, когда прогноз проводится аналитическим методом одним из сотрудников предприятия на основе прогнозов погоды, представленных провайдером, и фактических данных. Простейших арифметических операций недостаточно для обеспечения требований точности, которые устанавливают современные тенденции развития цифровых технологий и подходы к технико-экономическому управлению.

Эффективным решением данной задачи является уход от человеческого ресурса к автоматизированной математической модели, прогнозирующей графики энергопотребления за необходимый период. Такой подход к прогнозированию позволяет сократить время и повысить точность прогнозирования.

Любой потребитель электроэнергии при планировании доходов и расходов всегда учитывает объём потребляемой электроэнергии, и, соответственно финансы на оплату запланированных объёмов потреблённой энергии. При отклонении фактического объёма потреблённой электроэнергии от запланированного, возникают дополнительные финансовые расходы, которые необходимо покрывать, что приводит к незапланированному росту расходов.

Таким образом, решение данной проблемы является актуальной для потребителя с финансовой точки зрения, а с точки зрения энергосбытовой компании знание объёмов энергопотребления на ближайший период позволяет заранее подготавливаться к часам максимальной и минимальной нагрузки. Тем самым более эффективно управлять режимом электростанции и снижать издержки при производстве электроэнергии.

### **Выбор нейронной сети для решения поставленной задачи**

В табл. 1 приведены примеры поставленных задач и соответствующие ИНС, способные частично или полностью решить поставленную задачу.

Обучение – одно из главных преимуществ искусственных нейронных сетей перед традиционными инструментами моделирования и прогнозирования. В процессе обучения НС способна на основе переданных ей данных («опыт прошлых лет») вырабатывать новые. Однако полагаться только на определённую нейронную сеть, например, Кохонена или Перцетрон не стоит.

Таблица 4. Соотношение задач и ИИ, используемых для решения этой задачи

Задача	Требование	Название ИНС и её алгоритм обучения
Идентификация и моделирование	Моделирование электромагнитного и электромеханического переходных процессов	Гибридная сеть прямого/обратного обучения
Контроль	Поддержка установившегося режима энергосистемы	Гибридная сеть прямого/обратного обучения
Прогнозирование	Прогнозирование профиля нагрузки (сут.) Прогнозирование краткосрочных и долгосрочных нагрузок	Сети Кохонена с самоорганизацией Перцептрон

Вместо этого для решения поставленной задачи стоит использовать комплекс методов, каждый из которых, по отдельности, имеет свои преимущества: НС позволяют выявить скрытые и неочевидные взаимосвязи входных и выходных данных, эволюционное моделирование позволяет отобрать на основе «естественного отбора» новых особей, наиболее удовлетворяющих заданным критериям оценки, фильтр Винера показывает в виде временных рядов правильные результаты в обработке данных. Совокупность трех вышеперечисленных подходов позволит исключить погрешность, вызванную применением метода эволюционного моделирования, а также ошибок НС.

### Прогнозирование потребления электрической энергии комплексной математической моделью

Для создания комплексной математической модели построения прогноза потребляемой электрической энергии предлагается объединить каждый метод с помощью линейного выражения:

$$r(t) - (a_1v(t) + a_2s(t) + a_3m(t)) \rightarrow \min, \quad (1)$$

где  $r(t)$  – настоящий объём потребления электроэнергии;  $v(t)$  – функция зависимости объёма потребляемой электроэнергии от времени, полученная с применением фильтра Винера;  $s(t)$  – функция зависимости объёма потребляемой электроэнергии от времени, полученная с применением ИНС;  $m(t)$  – функция зависимости объёма потребляемой электроэнергии от времени, полученная с применением эволюционного моделирования.

Полученные в результате решения данного выражения коэффициенты  $a_i \geq 0, \sum_i a_i = 1, i = 1,2,3$  будут использованы для построения прогноза потребляемой электроэнергии потребителем.

Наиболее подходящим показателем качества комплексной математической модели является коэффициент расхождения Тэйла – показатель, наглядно показывающий отклонение действительного значения от спрогнозированного; в числителе этого показателя – среднеквадратичная ошибка прогноза, а в знаменателе – корень квадратный из среднеквадратичного значения действительного значения:

$$\vartheta = \frac{\sqrt{\sum (P_t - A_t)^2}}{\sqrt{\sum A_t^2}}, \quad (2)$$

где  $P_t$  и  $A_t$  – соответственно прогнозируемое и действительное (реализованное) изменение переменной; Соотношение, показанное в формуле выше, равное 0, то есть  $\vartheta = 0$ , возможно только в случае равенства  $P_t = A_t$  (случай совершенного прогнозирования);  $\vartheta = 1$ , когда процесс прогнозирования приводит к среднеквадратичной ошибке;  $\vartheta > 1$ , когда предсказанный прогноз сильно не совпадает с действительным.

Коэффициент расхождения Тейла показывает несовпадение прогнозируемой и действительной величин и чем ближе это соотношение к нулю, тем ближе сравниваемые величины.

По результатам исследований, проведённых на основе базы данных показателей энергопотребления в Костромской области за 2005 год, показатель расхождения Тейла составил: для фильтрации Винера – 0,0329, для эволюционного моделирования – 0,0436, для нейронной сети – 0,0322 и для комплекса методов – 0,0239.

Из результатов проведённого исследования видно, что объединение нескольких методов прогнозирования позволило увеличить точность прогнозирования, которая выросла в 1,3—1,8 раз по сравнению с каждым методом по отдельности.

Однако применение сразу нескольких методов вычисления и прогнозирования. Закономерно, привело к увеличению временных затрат, уменьшить которые возможно с применением параллельных вычислений. Параллельная реализация каждого из методов прогнозирования приведёт к сокращению количества времени, затрачиваемые на прогнозирование энергопотребления.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Евсева А.В. Прогнозирование энергопотребления при помощи гибридного алгоритма с применением технологии CUDA: научная работа [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https:// cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-energopotrebleniya-pri-pomoschi-gibridnogo-algoritma-s-primeneniem-tehnologii-cuda](https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-energopotrebleniya-pri-pomoschi-gibridnogo-algoritma-s-primeneniem-tehnologii-cuda) (дата обращения: 30.10.2024).
2. Ильиных М.В. Применение методов искусственного интеллекта при прогнозировании энергопотребления: научная статья [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https:// cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-iskusstvennogo-intellekta-dlya-prognozirovaniya-elektropotrebleniya-energobytovoy-kompanii](https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-iskusstvennogo-intellekta-dlya-prognozirovaniya-elektropotrebleniya-energobytovoy-kompanii) (дата обращения: 30.10.2024).
3. Емельянов В.В., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Теория и практика эволюционного моделирования. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003.
4. Пискунов Е.Ю. Модификация коэффициента Тейла: научная статья [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https:// cyberleninka.ru/article/n/modifikatsiya-koeffitsienta-teyla](https://cyberleninka.ru/article/n/modifikatsiya-koeffitsienta-teyla) (дата обращения 9.10.2024).

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВЫРАБОТКИ СОЛНЕЧНЫХ ПАНЕЛЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

**А.В. Бахмадов**

*МГТУ им. Н.Э. Баумана, Э2 ВИЭ, группа Э2-13М*

Научный руководитель: Е.Ю. Локтионов, к.т.н., доцент, МГТУ им. Н.Э. Баумана

В современном мире, где возобновляемые источники энергии играют ключевую роль в устойчивом развитии, важность точного анализа и прогнозирования производительности энергосистем постоянно растет. Эффективное использование данных, связанных с производительностью солнечных панелей, позволяет не только оптимизировать их работу, но и развивать более точные модели прогнозирования, основанные на машинном обучении. Одним из ключевых этапов в этом процессе является сбор и анализ разнообразных данных, отражающих как характеристики окружающей среды, так и технические параметры работы систем. Настоящее исследование представляет собой подробный набор данных, собранных в различных местах, который может быть использован для разработки, обучения и тестирования моделей машинного обучения.

Данные, собранные в 12 местах, будут использованы для обучения и тестирования моделей машинного обучения – данные доступны для дальнейшего анализа [1].

Тестовые системы в каждом месте представляют температуру окружающей среды, относительную влажность, временную метку и выходную мощность для каждой панели. Высота, широта и четыре погодные переменные из NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) также были добавлены в набор данных. Метеостанции, которые регистриро-