

УДК 621.316

ФАТИН М.А., студент гр. ЭПм-241 (КузГТУ)
Научный руководитель ПАСКАРЬ И.Н., ст. преподаватель (КузГТУ)
г. Кемерово

ПРИМЕНЕНИЕ ГИБРИДНЫХ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ СОБСТВЕННЫХ НУЖД СТАНЦИИ ДЛЯ СНИЖЕНИЯ ИЗДЕРЖЕК НА ПРОИЗВОДСТВО ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ

В современном мире наблюдается тенденция повышения потребления электрической энергии бытовыми и коммерческими потребителями. Такой рост обусловлен появлением всё более мощных электроприемников, чем те, что использовались ранее. Промышленность и бытовой сектор потребляют всё больше энергии и постоянно увеличивают число её потребления, в то время как на генерирующих предприятиях установленную отпускаемую мощность повысить сложнее.

Основу генерирующего сектора в Кузбассе составляют угольные ТЭЦ и ТЭС. В связи с этим для проведения работ по оптимизации и распределению энергии собственных нужд станции необходимо углубиться в структуру технологического процесса.

Основными потребителями электрической энергии на ТЭЦ являются: углеразмольные механизмы, системы фильтрации и подачи питающей воды в котлы, тракты топливоподачи, масляные системы и насосы турбоагрегатов и системы возврата конденсата. Все перечисленные узлы являются критически важными в работе станции, и потому просто исключить какой-то из них невозможно.

Сам подход, применяемый к современному составлению прогнозов, уходит корнями еще в 40-50 гг. XIX века. Тогда затраты собственных нужд станции считали блоками, высчитывалось среднее потребление каждого работающего блока и число часов наработки в год [1]. Такой прогноз был крайне примитивен, однако повсеместно применим, поскольку мощности, вырабатываемые станцией, были выше, чем потребление промышленности и бытового сектора. Уже ближе к 70-80 гг. XIX века начинаются разработки в области прогнозирования с применением простейших аналитических методов. Такие методы основывались на прошлом опыте с применением блочной структуры потребления и выявления простейших линейных зависимостей между числом одновременно работающих блоков и их потреблением.

В настоящее время работы над созданием оптимальных методов прогнозирования всё еще активно ведутся. Основными сложностями при составлении прогноза остаются низкая адаптивность — невозможность применить алгоритм сразу на другом составе оборудования, а также высокие затраты временных и вычислительных ресурсов.

Основной задачей исследования является разработка алгоритма краткосрочного прогнозирования потребления собственных нужд, основанного на простых арифметических методах с высокой точностью.

В рамках исследования был разработан гибридный алгоритм прогнозирования, использующий комбинированный подход для составления прогнозов. Применение такого подхода позволяет учесть все необходимые для составления прогноза метрики: линейные зависимости между числом работающего оборудования и затратами на собственные нужды, сезонные и временные периоды, социальный паттерн и влияние, оказываемое внешними факторами, такими как изменение температуры окружающей среды. Математически первый из применяемых алгоритмов имеет следующий математический вид:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \dots + \beta_k X_k + \varepsilon, \quad (1)$$

где: Y – зависимая переменная, $X_1 \dots X_k$ – независимые переменные, β_0 – коэффициент сдвига, $\beta_1 \dots \beta_k$ – коэффициенты наклона, ε – ошибка.

Коэффициенты модели определены методом наименьших квадратов, основной задачей которого является минимизирование отклонения прогнозных значений от фактических. Такой подход ввиду простоты реализации имеет ряд существенных ограничений. Данная модель не может учесть и временные характеристики, и число работающих генераторов. Данную проблему решает применение нескольких методов для прогнозирования в одном алгоритме. Разработанная модель основывается на экспоненциальном сглаживании Хольта-Винтерса с элементами машинного обучения. Математический аппарат модели можно разделить на три основных компонента: инженерия признаков, ансамблирование моделей и адаптивное взвешивание. Такой подход позволяет учесть такие метрики, как: временные характеристики, циклические признаки (для выявления суточных закономерностей), лаговые переменные (потребление и температура за прошлые промежутки времени), скользящие средние по потреблению и температуре.

Ансамблирование моделей. Гибридный алгоритм использует две модели, которые работают совместно. Регрессия с расширенным набором признаков:

$$Y = \beta_0 + \sum \beta_i X_i + \sum \gamma_j Z_j + \varepsilon, \quad (2)$$

где X_i – состояния генераторов, Z_j – дополнительные признаки, β_i , γ_j – коэффициенты.

Экспоненциальное сглаживание Хольта-Винтерса с аддитивной сезонностью:

$$l_t = a(y_t - s_{t-m}) + (1 - a)(l_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (3)$$

$$s_t = \gamma(y_t - l_{t-1} - b_{t-1}) + (1 + \gamma)s_{t-m},$$

где l_t – уровень, b_t – тренд, s_t – сезонная компонента, $m=24$ – период сезонности.

Плюсы гибридного подхода вытекают из принципа комплементарности. Регрессия ошибается, когда нарушаются её базовые допущения о линейности и статичности. Модель временных рядов ошибается в моменты резких структурных изменений. Эти источники ошибок различны и часто некоррелированы. Комбинирование моделей с разной природой позволяет снизить дисперсию итогового прогноза, а адаптивное взвешивание на основе скользящего валидационного окна переводит алгоритм в разряд адаптивных систем. Это позволяет механизму динамически перераспределять доверие между моделями: в периоды стабильной эксплуатации доминирует сезонная модель, а в период плановых изменений в работе агрегатов – регрессионная [3]. Блок-схема работы гибридного алгоритма представлена на рисунке 1.

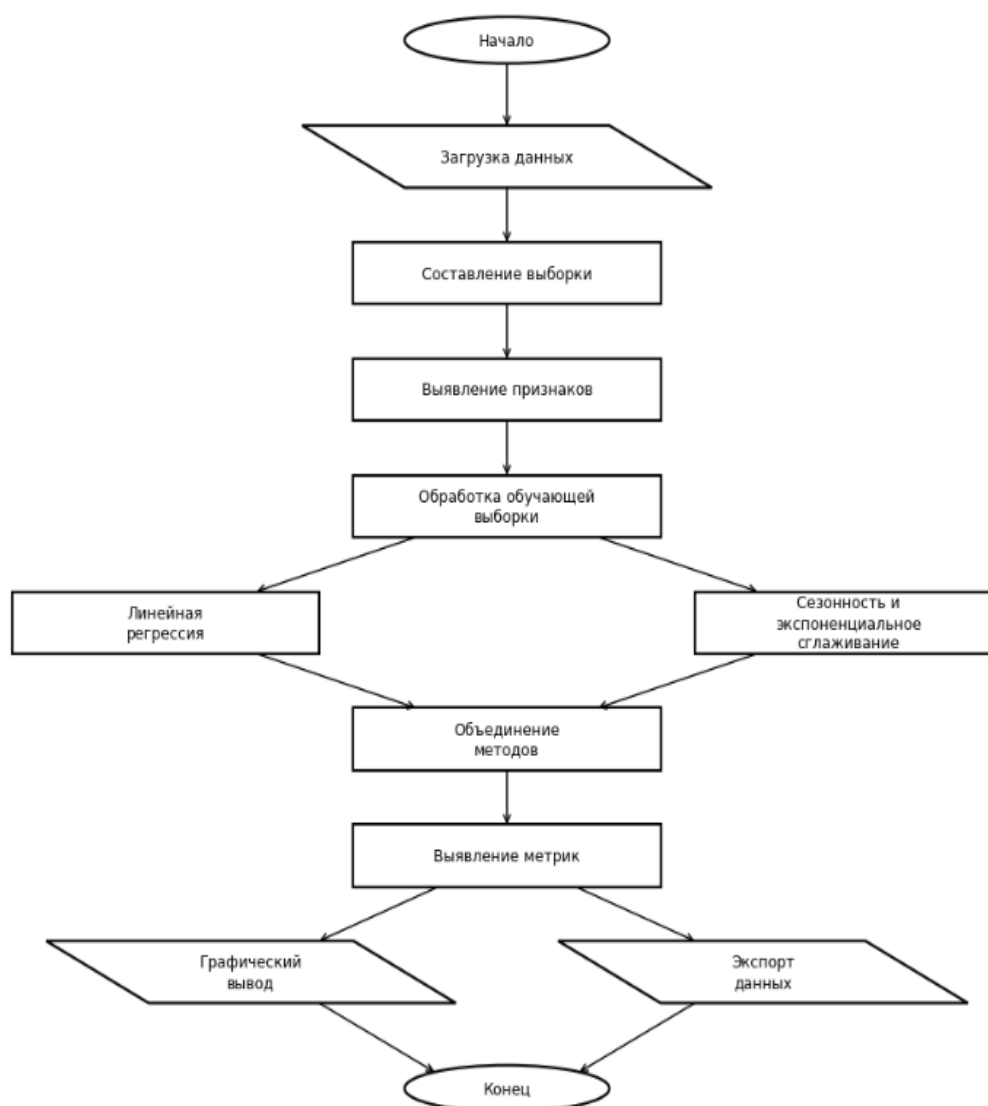


Рисунок 1. Блок-схема гибридного метода

Множественная линейная регрессия основывается на строгих статистических предположениях: линейности зависимости, гомоскедастичности ошибок, их нормальности и независимости. Рассматривая прогнозирование собственных нужд, следует учитывать возникновение новых отличающихся переменных: они могут появляться из-за возникновения нелинейной нагрузки. Простые модели принимают такие отклонения за норму, и весь дальнейший прогноз уже строится на основе этих ошибочных значений. Гибридный алгоритм за счет учета лаговых переменных способен самостоятельно их отсеивать и отмечать их как ошибочные или случайно возникшие.

Для экспериментального исследования использовались данные реально действующей электростанции за период с 1 января 2023 года по 31 декабря 2023 года. Дискретность данных составляла один час, общий объем выборки – 8760 наблюдений. Целевой переменной являлось электропотребление собственных нужд, измеряемое в мегаваттах.

Исходный набор признаков включал состояния работающих генераторов, температуру окружающей среды в градусах Цельсия, а также временные метки, позволяющие идентифицировать час суток, день недели и месяц года. В ходе предобработки данных была проведена проверка на наличие пропусков. Пропуски были выявлены в объеме менее 1% от общего количества наблюдений и восполнены методом линейной интерполяции. Аномальные выбросы, связанные с краткосрочными сбоями измерительного оборудования, были идентифицированы методом межквартильного размаха и заменены медианными значениями по аналогичным временным периодам [4].

На основе исходных переменных в процессе инженерии признаков были созданы дополнительные предикторы:

- циклические признаки для учета суточной периодичности путем тригонометрического кодирования номера часа;
- лаговые значения потребления и температуры за предыдущие один, два и три часа;
- скользящие средние потребления и температуры за три и шесть часов;
- бинарные индикаторы выходного дня и ночного времени.

Эксперимент проводился с использованием схемы скользящего окна, имитирующей работу модели в реальном времени. Ниже приведены результаты эксперимента. Были использованы сразу несколько моделей прогнозирования, среди них: базовые линейная регрессия и экспоненциальное сглаживание, гибридная модель с равными весами (где каждый признак имел одинаковую значимость при построении модели), модель с адаптивными весами (где вес каждого признака был рассчитан и имеет свое влияние на результат прогноза), модель без учета лаговых признаков и модель без циклических признаков.

Таблица 1. Результаты эксперимента

Модель	MAPE, %	RMSE, MBт
Линейная регрессия (базовая)	5,82	4,31
Экспоненциальное сглаживание HW	5,41	3,98
Гибрид с равными весами	5,12	3,76
Гибрид с адаптивными весами	4,76	3,45
Гибрид без лаговых признаков	5,01	3,68
Гибрид без циклических признаков	5,15	3,79

Исходя из полученных результатов, можно сделать следующие выводы. Самые низкие отклонения прогнозируемых значений от действительных имеет гибридный алгоритм с адаптивными весами. Такой результат стал возможен во многом благодаря тому, что такой подход, в отличие от остальных, учитывает множество метрик при подготовке прогноза и способен сам расставлять

приоритетные значения и признаки. Следует отметить, что он по своему принципу сочетает в себе все исследованные нами алгоритмы, и высокие результаты точности обусловлены учетом метрик, которые хоть и имеют малое значение, однако в долгосрочной перспективе способны исказить результаты прогноза.

Список литературы:

1. «Краткосрочное прогнозирование электропотребления сетевой компании» Жилин Б.В. Исаев А.С. Андреев Д.Е. [Электронный ресурс]: Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/kratkosrochnoe-prognozirovanie-elektropotrebleniya-setevoy-kompanii>
2. «Прогнозирование потребления электрической энергии промышленным предприятием с помощью методов машинного обучения» Моргоева А.Д. Моргоев И.Д. Ключев Р.В. Гаврина О.А. [Электронный ресурс]: Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-potrebleniya-elektricheskoy-energii-promyshlennym-predpriyatiem-s-pomoschyu-metodov-mashinnogo-obucheniya>
3. «Прогнозирование потребления электрической энергии промышленным предприятием с помощью методов машинного обучения» Моргоева А.Д. Моргоев И.Д. Ключев Р.В. Гаврина О.А. [Электронный ресурс]: Режим доступа: <https://izvestiya.tpu.ru/archive/article/view/3527>
4. «Прогнозирование электропотребления с использованием искусственных нейронных сетей» Орлов Д.В. Таран А.В. Зиновьев Е.В. Мумладзе Д.Г. [Электронный ресурс]: Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-elektropotrebleniya-s-ispolzovaniem-iskusstvennyh-neyronnyh-setey>