

ВЫБОР ОПТИМАЛЬНОГО ЗНАЧЕНИЯ ГИПЕРПАРАМЕТРОВ МНОГОСЛОЙНОГО ПЕРСЕПТРОНА ПРИ КРАТКОСРОЧНОМ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ КРУПНЫХ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ ТОВАРОПРОИЗВОДИТЕЛЕЙ

Серебряков Н. А. – аспирант группы ОТМехЭ(з)-71, Хомутов С. О. – д.т.н., профессор Алтайский государственный технический университет им. И. И. Ползунова (г. Барнаул)

Созданием адекватного алгоритма краткосрочного прогнозирования почасовой электрической нагрузки занималось большое количество исследователей с середины прошлого столетия. Проблема повышения качества прогноза на следующие сутки суточного графика электрической нагрузки (СГЭН) группы точек поставки электроэнергии (ГТП) энергосбытовых компаний и гарантирующих поставщиков стала в разы острее в связи с рыночной реформой электроэнергетики нашего государства. Постановление правительства РФ от 27 декабря 2010 г. N 1172 «Об утверждении правил оптового рынка электрической энергии и мощности и о внесении изменений в некоторые акты правительства российской федерации по вопросам организации функционирования оптового рынка электрической энергии и мощности» (Правила ОРЭМ) регламентирует взаимодействие субъектов ОРЭМ в части организации торговли электроэнергией и мощностью.

Особенности производства, передачи и распределения электрической энергии препятствуют её эффективному накоплению и хранению. Поэтому важно постоянно поддерживать баланс производства и потребления электроэнергии в любой энергосистеме. Нарушение баланса приводит к потере устойчивости энергетической системы.

На сегодняшний день основным механизмом покупки электроэнергии на ОРЭМ является «рынок на сутки вперед» (РСВ). Согласно данному механизму, потребители электроэнергии прогнозируют собственное потребление на следующие сутки и подают ценовые заявки. Указанные в ценовой заявке объемы электроэнергии покупаются по равновесной цене, сложившейся для каждого часа следующих суток.

На основании планов покупателей системный оператор загружает наиболее дешевое генерирующее оборудование, а также выбирает оптимальный режим работы электрических сетей. Ошибки прогноза потребления электроэнергии влекут за собой необоснованные пуски и остановы генерирующего оборудования.

Торговля отклонениями фактического потребления от планового происходит на «балансирующей рынке» (БР) по невыгодной цене, то есть покупка происходит по более высокой цене, а продажа по более низкой. То есть, величина отклонений влияет на финансовый результат гарантирующего поставщика. В соответствии с Правилами ОРЭМ, стоимость 5-ти % отклонений гарантирующий поставщик транслирует на конечного потребителя. Если стоимость покупки и продажи электроэнергии на БР ниже пяти процентов от всей стоимости покупки электроэнергии на ОРЭМ, то гарантирующий поставщик получается дополнительный экономический эффект. Если стоимость отклонений превышает пять процентов от стоимости покупки, то гарантирующий поставщик несет убытки. Из вышеизложенного следует, что гарантирующим поставщикам необходимо стремиться к минимизации ошибки прогнозирования собственного потребления на следующие сутки.

По мимо убытков для гарантирующего поставщика, величина отклонений фактического потребления электроэнергии от планового, зависящая от качества прогнозирования, влияет на стоимость небаланса «балансирующего рынка», распределяемого гарантирующих поставщиков, как покупателя электроэнергии на ОРЭМ. Стоимость небаланса БР, распределяемого на участников оптового рынка, закладывается в средневзвешенную нерегулируемую цену на электроэнергию для конечных потребителей электроэнергии на розничном рынке. Увеличение цены электроэнергии для конечных потребителей сопоставима с величиной сбытовой надбавки гарантирующих поставщиков.

Временной ряд изменения объемов потребления электроэнергии ГТП гарантирующего поставщика обусловлено множеством факторов, таких как:

- метеорологические условия;
- время года;
- день недели;
- отключения сетевого оборудования;
- режим работы крупных сельхозпроизводителей.

Процесс прогнозирования данной функциональной зависимости является сложной оптимизационной задачей. Наиболее распространенными способами краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки являются интуитивные методы экспертных оценок и исторических аналогий. Прогнозный СГЭН, в данном случае, является результатом логического мышления экспертной группы, а также информация о поведении временного ряда электрической нагрузки. Однако метод экспертных оценок имеет свои ограничения. В следствии человеческого фактора, ошибок прогноза метеорологических условий и ряда других причин, не представляется возможным снизить среднегодовую ошибку прогнозирования ниже определенного значения.

Наиболее эффективным способом снижения ошибки является автоматизация процесса прогнозирования. В настоящее время пользуются популярностью адаптивные и обучаемые алгоритмы обработки большого объема данных и прогнозирования, такие как искусственные нейронные сети (ИНС). Нейронная сеть является математической моделью глобальной оптимизации, схожей по принципу действия с нервной системой живых организмов. ИНС состоят из нелинейных вычислительных элементов, называемых искусственными нейронами, а также линейных синаптических связей, которые соединяют нейроны в единую сеть. Математически функционирование нейрона можно представить следующей системой уравнений:

$$\begin{cases} u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \\ v_k = u_k + b_k ; \\ y_k = \varphi(v_k) \end{cases} \quad (1)$$

где u_k - линейная комбинация входных воздействий;

w_{kj} - синаптические веса нейрона;

x_j - входные сигналы нейрона;

v_k - индуцированное локальное поле нейрона;

b_k - порог активации нейрона;

y_k - выходной сигнал нейрона;

$\varphi(v_k)$ - функция активации.

Из всего множества ИНС различной архитектуры, наиболее хорошо зарекомендовали себя многослойные персептроны, обучаемые по алгоритму обратного распространения ошибки. На рисунке 1 представлена структурная схема многослойного персептрона.

Целью обучения ИНС является поиск глобального минимума на поверхности ошибки в пространстве свободных параметров. К свободным параметрам нейронной сети относятся параметры, которые могут быть скорректированы в процессе обучения, то есть веса синаптических связей и пороги активации искусственного нейрона. Коррекцией весов между нейронами на основании градиентного спуска на поверхности ошибок:

$$\Delta w_{ij}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) + \alpha \Delta w_{ij}(n-1), \quad (2)$$

где $\Delta w_{ij}(n)$ - корректировка веса взаимодействия между нейронами i и j на шаге обучения n .

η - параметр скорости обучения;
 $\delta_j(n)$ - локальный градиент нейрона j ;
 $y_i(n)$ - отклик нейрона i ;
 α - момент инерции;

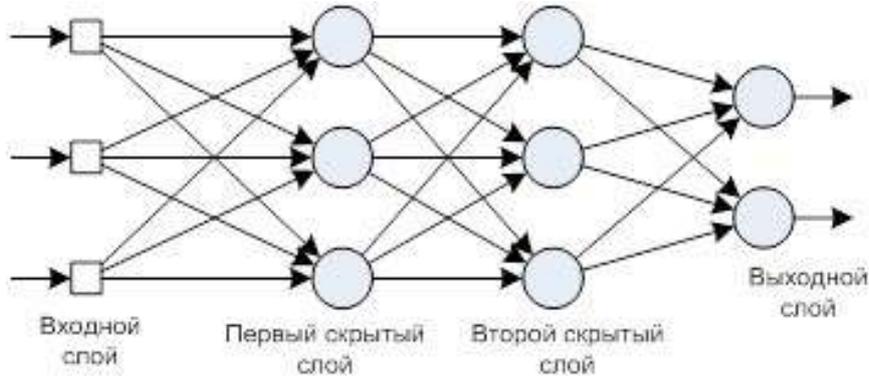


Рисунок 1 – Структурная схема многослойного персептрона

Параметры скорости обучения и момента инерции относятся к гиперпараметрам ИНС. Выбор оптимального значения данных параметров ИНС на каждом шаге обучающего цикла напрямую влияет на способность многослойного персептрона к поиску глобального минимума на поверхности ошибки. Схождение алгоритма обратного распространения ошибки к локальным минимумам поверхности ошибки является главным препятствием к повышению качества краткосрочного прогнозирования объемов потребления электроэнергии ГТП гарантирующих поставщиков с помощью искусственных нейронных сетей.

Нейронные сети хорошо зарекомендовали себя при решении практических задач распознавания образов и прогнозирования временных рядов. Однако, они не являются «панацеей» для решения всех оптимизационных задач. Без хорошо подготовленной базы статистических данных, невозможно получить адекватные результаты прогнозирования. Также, на результаты прогнозирования в значительной степени влияет выбор оптимального значения гиперпараметров нейронной сети. Несмотря на то, что математическое описание работы многослойного персептрона произошло в середине XX-го века, до сих пор нет формализованных методов определения гиперпараметров ИНС. Существует только практические рекомендации по выбору данных параметров.

В настоящее время появились новые средства машинного обучения, которые позволяют применять адаптивные в процессе обучения параметры скорости обучения и момента инерции. Данная модификация алгоритма обратного распространения ошибки позволяет сходить алгоритму к глобальному минимуму на поверхности ошибки при любом ландшафте данной поверхности.

Список использованных источников:

1. Руссков, О. В. Планирование неравномерного потребления субъекта оптового рынка электроэнергии на основе прогноза соотношений часовых цен / О. В. Руссков, С. Э. Сараджишвили // Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н.Э. Баумана. – 2015. – № 2. – С.115–135.
2. Соловьева, И. А. Прогнозирование электропотребления с учетом факторов технологической и рыночной среды / И. А. Соловьева, А. П. Дзюба // Научный диалог. –2013. – № 7 (19). – С. 97–113.