

АБРАМОВИЧ Б.Н. (Национальный минерально-сырьевой университет «Горный»)
БАБАНОВА И.С. (Национальный минерально-сырьевой университет «Горный»)

СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Рассмотрена возможность повышения энергоэффективности горного предприятия за счёт правильного выбора ценовой категории (ЦК) и тарифа на электроэнергию. Показана эффективность прогнозирующей модели энергопотребления рационального выбора ЦК, разработана система прогнозирования энергопотребления с применением искусственной нейронной сети. Ошибка прогнозирования составила 0,908 % с использованием архитектуры сети типа многослойный персептрон (MLP 24-18-1).

Ключевые слова: управление энергопотреблением; искусственная нейронная сеть; тариф на электроэнергию; ценовая категория; интеллектуальная система учета электроэнергии; ошибка прогнозирования; архитектура сети; многослойный персептрон

Современная электроэнергетическая система России представляет собой совокупность взаимосвязанных укрупненных энергосистем, обеспечивающих электроэнергией электрифицированную часть территории страны и объединяющих объекты генерации и передачи электроэнергии. Следует отметить, что предприятия минерально-сырьевого комплекса сегодня являются наиболее динамически развивающимся сегментом ТЭК, обеспечивая требуемый потенциал роста промышленного производства. Они, с одной стороны, являясь участниками рынка электроэнергии, должны соблюдать ряд требований, определяемых на основании законодательной базы России и регулирующих рынок электроэнергии, с другой – стремиться к минимизации расходов, связанных с покупкой электроэнергии за счет правильного выбора ЦК и тарифа на электроэнергию.

Актуальной задачей для предприятий горной промышленности является снижение затрат на производство с увеличением

объемов и прибыли. Одной из наиболее весомых в составе ежемесячных затрат для предприятий является оплата стоимости электроэнергии. Конечная цена электроэнергии для предприятия формируется из пяти показателей (рис. 1).

Тарифы на электроэнергию для населения и приравненных к нему категорий потребителей фиксированы в течение года и имеют в пределах три составляющие (пиковая зона, полупиковая и все остальное время суток), для юридических лиц ситуация более сложная – им предстоит выбирать тариф из шести ЦК для расчетов. Возникает вопрос: «Возможно ли повышение энергоэффективности горного предприятия за счет правильного выбора тарифа на электроэнергию?» На чашах весов принятие решения: денежная экономия средств на перспективу за счет рационального выбора ЦК и системы АИИСКУЭ или постоянные затраты при выборе неверного тарифа?

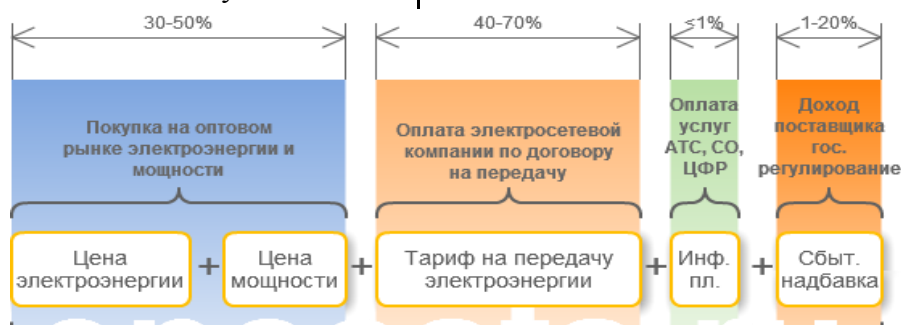


Рис. 1. Конечная стоимость на электроэнергию



Согласно законодательству РФ [1, 2] для юридических лиц существует шесть ЦК свободных (нерегулируемых) цен на электроэнергию и мощность. Внутри каждой ЦК оплаты электроэнергии существует разделение потребителей по максимальной мощности энергопринимающих устройств, а также уровню питающего напряжения.

Программа энергосбережения горного предприятия является результатом энергетического обследования производства, позволяющего разработать систему энергосберегающих мероприятий и произвести оценку экономической эффективности. Такая программа включает мероприятия малозатратные, средnezатратные и высокзатратные мероприятия. Энергосбережение требует вложения определенных финансовых средств и должно рассматриваться как одно из направлений инвестиционной деятельности горного предприятия.

Внедрение АИИСКУЭ не дает снижения затрат на энергоресурсы. Практика показывает, что установка точных электронных счетчиков электроэнергии на предприятиях вместо индукционных может привести к увеличению платежей за электроэнергию. Однако положительный момент АИИСКУЭ – это основа для разработки и реализации системы энергосберегающих мероприятий, осуществление которых приносит существенный экономический эффект.

В связи с этим актуальны следующие проблемы: управление энергопотреблением для горного предприятия; разработка интеллектуальной системы мониторинга учета электроэнергии; разработка алгоритмов функционирования энергопотреблением; повышение достоверности и точности для плановых расчетов за счет применения аппарата искусственных нейронных сетей.

Выбор рационального тарифа на электроэнергию с разработкой искусственной

модели нейронной сети позволил: прогнозировать электрическую нагрузку [3]; выбирать наиболее оптимальный тариф на оплату электроэнергии; регулировать как расход электроэнергии, так и мощности (на основании прогнозируемого месячного графика предприятия); снизить ошибку прогнозирования и затраты на оплату электроэнергии [4, 5].

Цель работы заключалась в повышении энергоэффективности горного предприятия на основании правильного выбора тарифа на электроэнергию с последующей разработкой интеллектуальной системы прогнозирования энергопотребления.

Задачи исследования:

- 1) Определить основные факторы, влияющие на выбор принятия решения по ЦК на электроэнергию и основные показатели эффективности расчета системы АИИСКУЭ.
- 2) Выполнить сравнительный анализ расчета одноставочных и двухставочных тарифов на оплату электроэнергии.
- 3) Произвести экономическую оценку эффективности проекта по различным ЦК.
- 4) Разработать интеллектуальную систему прогнозирования энергопотребления с применением искусственной нейронной сети для рационального тарифа на электроэнергию.
- 5) Выполнить прогноз на сутки вперед и прогноз месячного энергопотребления для горного предприятия с использованием алгоритма обратного распространения ошибки [6].

Расчеты выполнялись на примере горного предприятия, относящегося к III подгруппе потребителей по распределению мощности, с мощностью выше 670 кВт. Уровень напряжения считаем ВН, с учетом



границы балансовой принадлежности (ГРБП) и питающей подстанции 110/10 кВ.

Первичный анализ профилей нагрузки позволил делать предположение о выборе наилучшего тарифа с учетом нахождения коэффициента формы. Возможность заключения договора предприятия возможна с поставщиком, гарантирующим с 3-й по 6-ю ЦК с учетом III подгруппы потребителя. Правильного выбора ЦК и системы АИИСКУЭ недостаточно, необходимо создание интеллектуальной системы мониторинга учета электроэнергии за счет применения искусственных нейронных сетей (возможность прогнозирования энергопотребления с высокой точностью).

При решении поставленных задач были использованы: методы математического моделирования и прогнозирования временных рядов; статистический и регрессионный анализ; теория искусственных нейронных сетей; математический пакет STATISTICA; Matlab; методы экспертного анализа.

Основные факторы, влияющие на выбор принятия решения по ЦК на электроэнергию и разработку системы АИИСКУЭ для горного предприятия: определение подгруппы потребителя по мощности (III, мощность от 670 кВт до 10 МВт; исключение из рассмотрения I и II ЦК); анализ нагрузки суточного, недельного и планируемого месячного графика (расчет основных показателей для анализа графиков

электрической нагрузки); расчет цены 1 МВт·ч по ЦК (учет особенностей ЦК и составляющих на электроэнергию: покупка на ОРЭМ, тариф за услуги по передаче; сбытовая надбавка гарантирующего поставщика, оплата услуг инфраструктурных организаций), проведение сравнительного анализа стоимости электроэнергии по разным категориям; сравнение одно- (III и V ЦК) и двухставочных (IV и VI ЦК) тарифов.

Основными показателями эффективности расчета системы АИИСКУЭ являются: экономия электроэнергии от внедрения за год, капитальные вложения, срок внедрения, эксплуатационные затраты, показатели эффективности проекта (срок на 5 лет): чистый дисконтируемый доход (NPV); индекс доходности (PI); дисконтируемый срок окупаемости (DPB). Выбор решения по выбору ЦК и системы АИИСКУЭ включает в себя рассмотрение организационных, технологических (система перехода на другое напряжение, сокращение резерва) и научно-исследовательских (интеллектуальная система прогнозирования энергопотребления на основе нейронных сетей; выявление рисков для системы АИИСКУЭ) аспектов поставленной проблемы.

Прогнозирование энергопотребления для горного предприятия с помощью искусственных нейронных сетей показано на рис. 2.

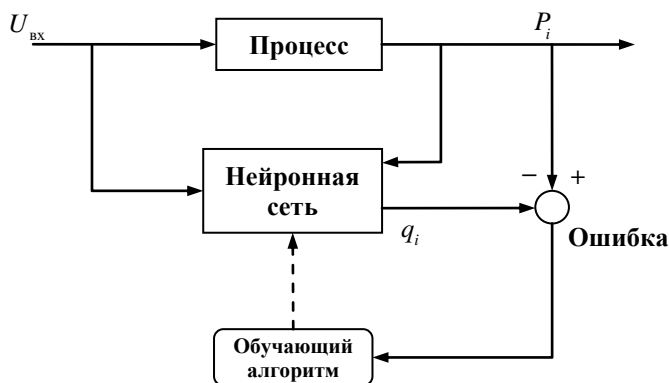


Рис. 2. Прогнозирование энергопотребления с помощью ИНС для горного предприятия



Задачу прогнозирования электропотребления можно представить как построение функции P , зависящей от фактических данных по нагрузке, истории энергопотребления, температуры, освещённости, влажности, осадков, скорости и направления ветра:

$$P = F(t, \Delta t, n, k, P(t - \Delta t), \dots, P(t), P(t - n\Delta t), \dots, X_i(t), X_i(t - n\Delta t)). \quad (1)$$

Величина прогноза P должна находиться в заданном доверительном интервале прогнозирования δ с заданной доверительной вероятностью p . Величина k определяет тип прогноза – краткосрочный и т.д. Здесь t – текущий момент времени, Δt – интервал времени между измерениями; n – число интервалов в прошлое, k – число интервалов в будущее, m – количество измеряемых характеристик; X_i при $i = 1, \dots, m$ – измеряемые характеристики, входящие в перечень ретроспективных влияющих факторов (кроме самой потребляемой мощности – это температура T и влажность w , продолжительность дня и т.п.). Заметим, что глубину в прошлое n и перечень независимых переменных или влияющих факторов X_i необходимо также определить. Функция зависит от независимых переменных, принимаемых в качестве факторов, влияющих на величину энергопотребления, по которым имеются достоверные фактические данные: суточные графики метеорологических параметров, температура, освещённость, влажность, осадки, скорость и направление ветра.

На основании функции (1) был составлен алгоритм прогнозирования энергопотребления, базирующийся на работе многослойного персептрона, показанной в [7], применение искусственных нейронных сетей в задачах прогнозирования энергопотребления, а также моделирование и

прогнозирование в работах [8,9]; исследование краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки с применением искусственных нейронных сетей в работах [10–12].

На рис. 3 представлен алгоритм построения нейронной сети для внутрисуточного прогнозирования. Этот алгоритм применим как для недельного, так и для месячного прогнозирования.

В рамках проведения исследования для прогнозирования энергопотребления горного предприятия использовался алгоритм обратного распространения ошибки, учитывались факторы-влияния на энергопотребление.

В блоках 1–3 осуществлялся пуск и установка начальных условий для нейронной сети (значения весовых коэффициентов, количества обучающих образцов NP , параметров ИНС, заданной малой величины ϵ , определяющей точность прогноза), считывались значения электрической нагрузки P_1, \dots, P_{24} , а затем происходил процесс преобразования в относительные величины Y_i , находящиеся в пределах $0 \leq Y_i \leq 1$, где $1 \leq i \leq 24$).

В блоке 4 производился расчет значения сигналов на входах и выходах нейронов скрытого слоя j и выходного слоя k по следующим формулам:

– входы нейронов j -го слоя

$$net_j = \sum_{i=1}^{24} w_{ji} Y_i, \quad j = 1, 2, \dots, 5; \quad (2)$$

– входы нейронов j -го слоя

$$Y_j = 1 / (1 + e^{-net_j + \Theta_j}); \quad (3)$$

– входы нейронов k -го слоя

$$net_k = \sum_{j=1}^5 w_{kj} Y_j, \quad k = 1; \quad (4)$$

– входы нейронов k -го слоя

$$P_{\text{прог}} Y_k = 1 / (1 + e^{-net_k + \Theta_k}). \quad (5)$$



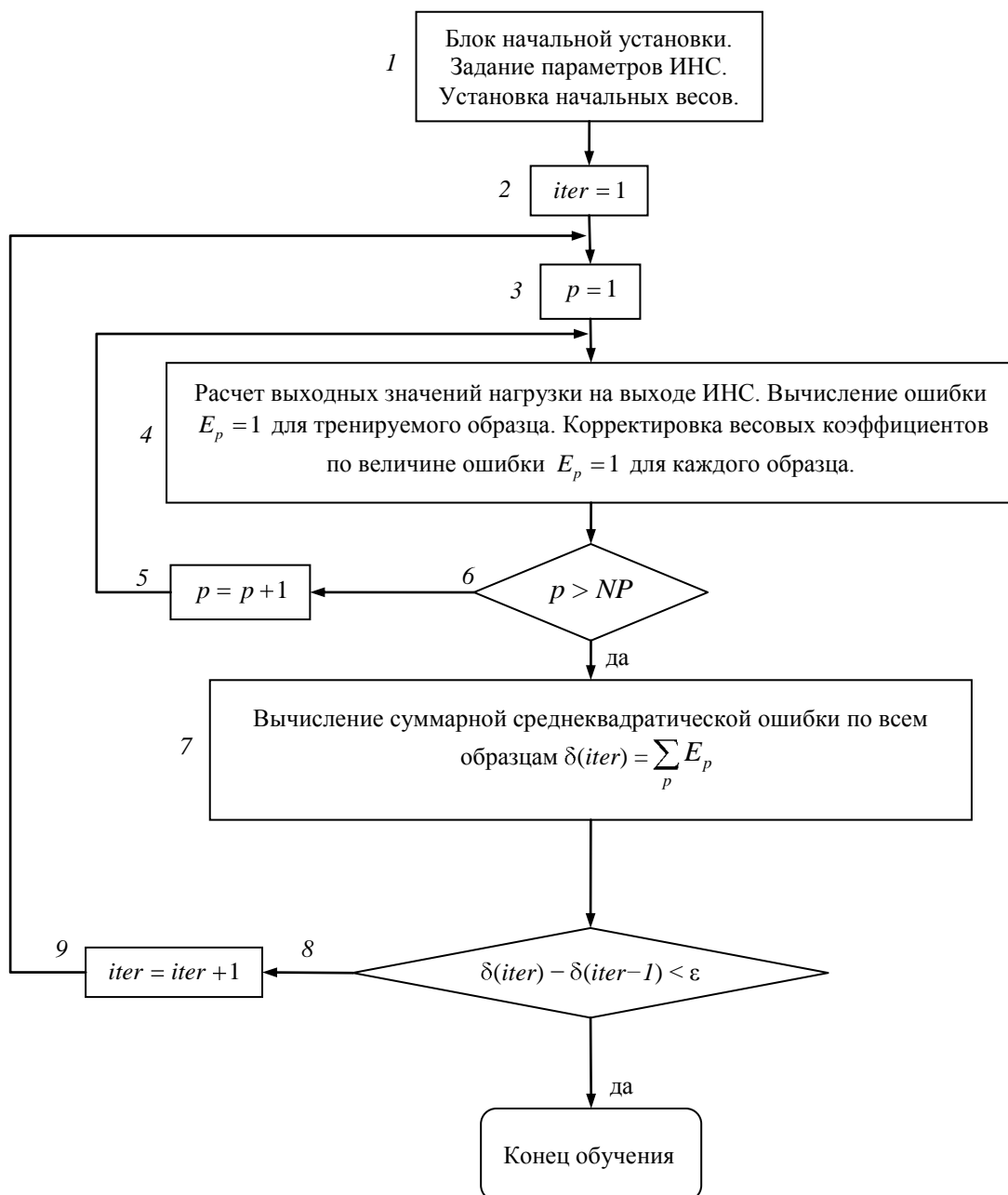


Рис. 3. Алгоритм обратного распространения ошибки

Здесь w_{ji} и w_{kj} – весовые коэффициенты соответственно между нейронами j -го и i -го слоя и k -го и j -го слоя; Θ – смещение. Для ограничения пространства поиска при обучении минимизируется целевая функция ошибки, которая находится методом наименьших квадратов [6]:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{KN} d_k - Y_k^2, \quad (6)$$

где d_k – желаемое значение нагрузки на выходе, Y_k – расчетное значение, KN – число нейронов в выходном слое.

Далее рассчитываются градиентные спуски в пространстве весов w_{ji} и w_{kj} и производится корректировка весов.

На основании расчетов градиентных спусков были получены следующие характеристики: h – коэффициент скорости обучения; a – момент, определяющий ускорение обучения. В данном алгоритме



$h = 0,3$; $a = 0,61$; $e = 10^{-6}$ (выбраны по критерию минимизации погрешности прогноза).

Блок 6 определяет, все ли образцы использованы. Если все, то вычисляется суммарная ошибка по всем образцам в блоке 7 и проверяется условие в блоке 8. В случае выполнения условия процесс обучения заканчивается, в противном случае процесс повторяется.

Для решения задачи прогнозирования энергопотребления применялся алгоритм обратного распространения ошибки с целью минимизации среднеквадратичного отклонения текущего выхода многослойного перцептрона и желаемого выхода.

Прогноз на выходе системы сравнивается с фактическим значением нагрузки и, когда ошибка будет превышать заданный допустимый уровень (например, больше 2 %), система переобучается заново на новых данных.

В табл. 1 приведены основные характеристики полученной прогнозной нейронной сети для прогнозирования энергопотребления.

Производительность обучения/Контрольная производительность/Тестовая производительность: производительность сети на выборках, используемых при обучении. Значение производительности сети зависит от типа выходной переменной сети.

Ошибка обучения/Контрольная ошибка/Тестовая ошибка: ошибка сети на выборках, используемых во время обучения. Она представляет число, которое на самом деле оптимизируется алгоритмом обучения. Это среднеквадратичное значение ошибок по отдельным наблюдениям, где отдельные

ошибки вычисляются функцией ошибки сети, которая является функцией наблюдаемых и ожидаемых уровней активации выходного нейрона. Ошибка на тестовой выборке интерпретируется как ошибка модели и мера точности прогноза.

Обучение. Это поле содержит краткое описание алгоритмов обучения, используемых для оптимизации сети. Оно хранит несколько кодов, с последующим числом эпох, которые проводились алгоритмом, и необязательный код остановки, который показывает, как была выбрана финальная сеть. Код OP91b показывает, что был использован метод обратного распространения ошибки, что была выбрана лучшая найденная сеть (по «лучшей» то есть «минимальной контрольной ошибке») и что эта сеть была найдена на 91-й эпохе.

В ходе исследования прогнозирования были получены лучшие модели прогнозирования искусственной нейронной сети с функцией активации гиперболический тангенс, архитектуры MLP 24-18-1, ошибка прогнозирования составила без учета факторов 0,906 %.

Дополнительно была определена экономическая оценка эффективности проекта по различным ЦК с учетом основных факторов конечной стоимости на электроэнергию: ценовые (выбор напряжения трансформации, категории распределения мощности, ценовая зона, максимальная мощность); схемные решения электроснабжения предприятия, от которых зависит уровень напряжения; ГРБП, влияющая на формировании средневзвешенной цены на электроэнергию; установка системы АИИСКУЭ с расчетом стоимости окупаемости проекта.

Таблица 1

Результат работы НС-модели

Архитектура	Производительность обучения	Контрольная производительность	Тестовая производительность	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка	Обучение/Элементы
MLP 24-18-1	0,169209	0,182035	0,141871	0,00906	0,0520651	0,0524561	OP91b



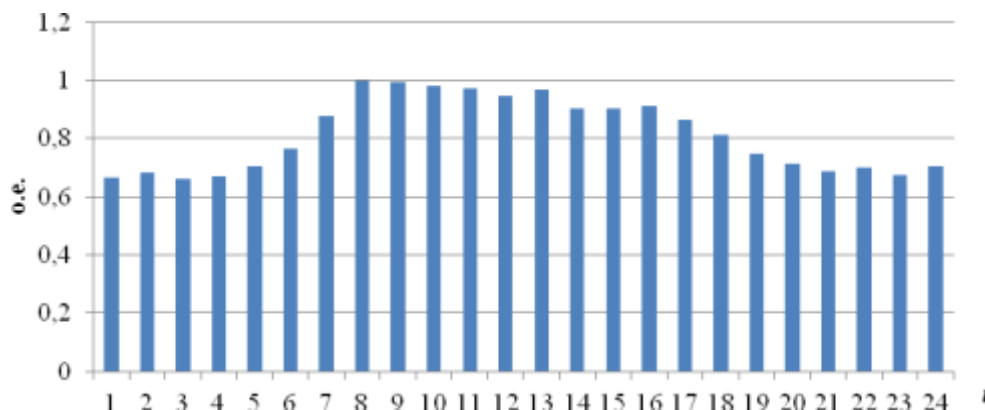


Рис. 4. График нагрузки участка горного предприятия характерного дня

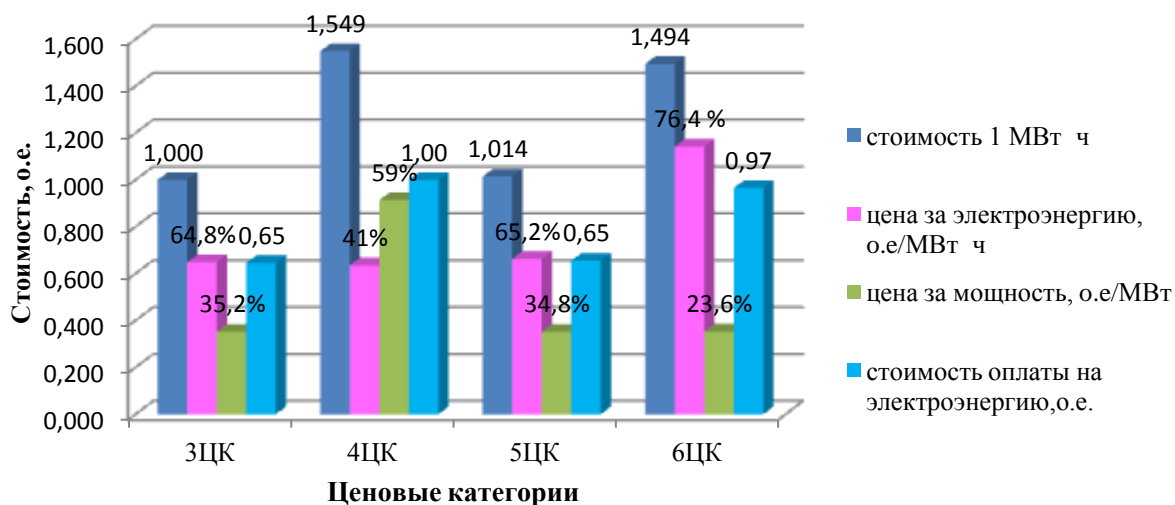


Рис. 5. Сравнительный анализ стоимости на электроэнергию по различным ценовым категориям

График нагрузки участка предприятия характерного дня показан на рис. 4.

Сравнительный анализ одноставочных и двухставочных тарифов в относительных единицах измерения для горного предприятия по ценовым категориям показан на рисунке 5. В качестве базисной цены принята стоимость 1 МВт·ч для третьей ЦК.

Сравнительный анализ показал, что стоимость 1 МВт·ч выше для двухставочных тарифов (IV и VI ЦК), чем для одноставочных (III и V ЦК). Из рис. 5 видно, что для одноставочного тарифа по 3-й ЦК стоимость оплаты за 1 МВт·ч минимальная. Однако будет ли такой тариф оптимальным в течение года при условии изменения энергопотребления для данного предприятия? В зависимости от выбранной потребителем ЦК оплаты за электроэнергию, характера потребления и умения планировать конечная

стоимость потребленной за месяц энергии может варьироваться в пределах 50 %. Следует учитывать особенности ценовых категорий:

- третья ЦК предусматривает оплату услуг по передаче по одноставочному тарифу, при этом не требует ведения почасового планирования потребления электроэнергии;
- четвертая ЦК предусматривает оплату услуг по передаче по двухставочному тарифу, при этом не требует ведения почасового планирования потребления электроэнергии;
- пятая ЦК предусматривает оплату услуг по передаче по одноставочному тарифу (как третья), при этом требуется вести почасовое планирование потребления электроэнергии;



– шестая ЦК предусматривает оплату услуг по передаче по двухставочному тарифу (как четвертая), при этом требуется вести почасовое планирование потребления электроэнергии.

Таким образом, чтобы выбрать наиболее выгодную ЦК, нужно ответить на два вопроса: Какой вид котлового тарифа на передачу выгоднее? Может ли горное предприятие вести точное планирование почасового потребления?

Оценка экономической эффективности выбора ЦК с учетом затрат на систему АИИСКУЭ показана на рис. 6.

Из графика видно, что выбор перспективной ценовой категории для предприятия эффективен при условии выбора 5-й и 6-й ЦК с учетом расчета экономических показателей проекта. Отрицательные значения NPV , P_i позволят судить о неэффективности выбора ЦК, отклонение выбора 4-й ЦК, т.к. $DPB = n = 5$, проект не принесет ни прибыли, ни убытка, следовательно, проект необходимо отклонить. Для 6-й ЦК индекс доходности P_i и чистый приведенный доход (NPV) выше, чем для 4-й и 5-й ЦК.

Разработка системы прогнозирования энергопотребления с применением искусственной нейронной сети осуществлялась по описанному выше алгоритму. Были получены графики, представленные на рис. 7.

Входными переменными для создания нейронной сети явились почасовые значения нагрузки P_i ($i = 1, \dots, 24$) для суток, предшествующих прогнозируемым (24 значения), и для суток недельной давности (24 значения). Во входном слое они нормируются, то есть преобразуются в относительные величины. На выходе получены 24 значения прогнозируемой величины (на сутки вперед). Результаты для внутрисуточного прогнозирования: ошибка лучшей нейронной сети составила 0,908 %, тип многослойный персептрон, архитектура MLP 24-18-1, функция активации гиперболический тангенс.

Уменьшение ошибки прогнозирования возможно при условии внесения дополнительных параметров на вход сети: статус дня (рабочий, выходной), среднее значение температуры [13]. При учете этих параметров относительная ошибка нейронной сети снизилась до 0,799 %.

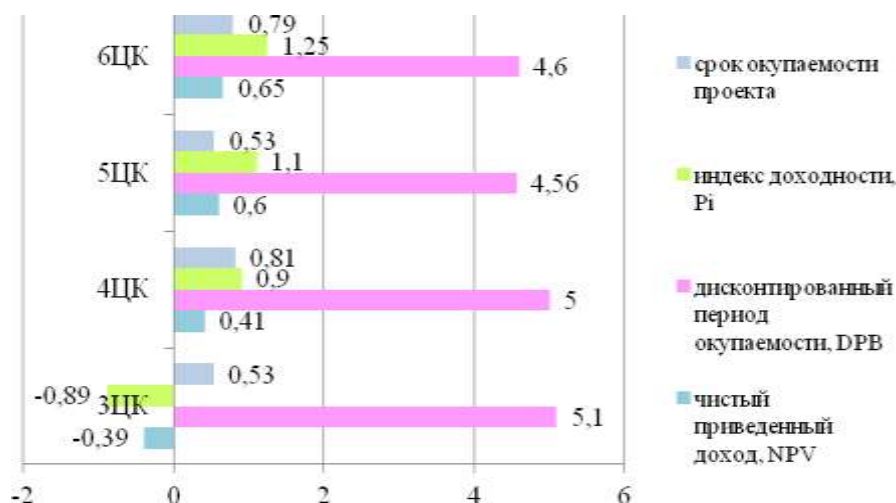


Рис. 6. Расчет экономической эффективности проекта



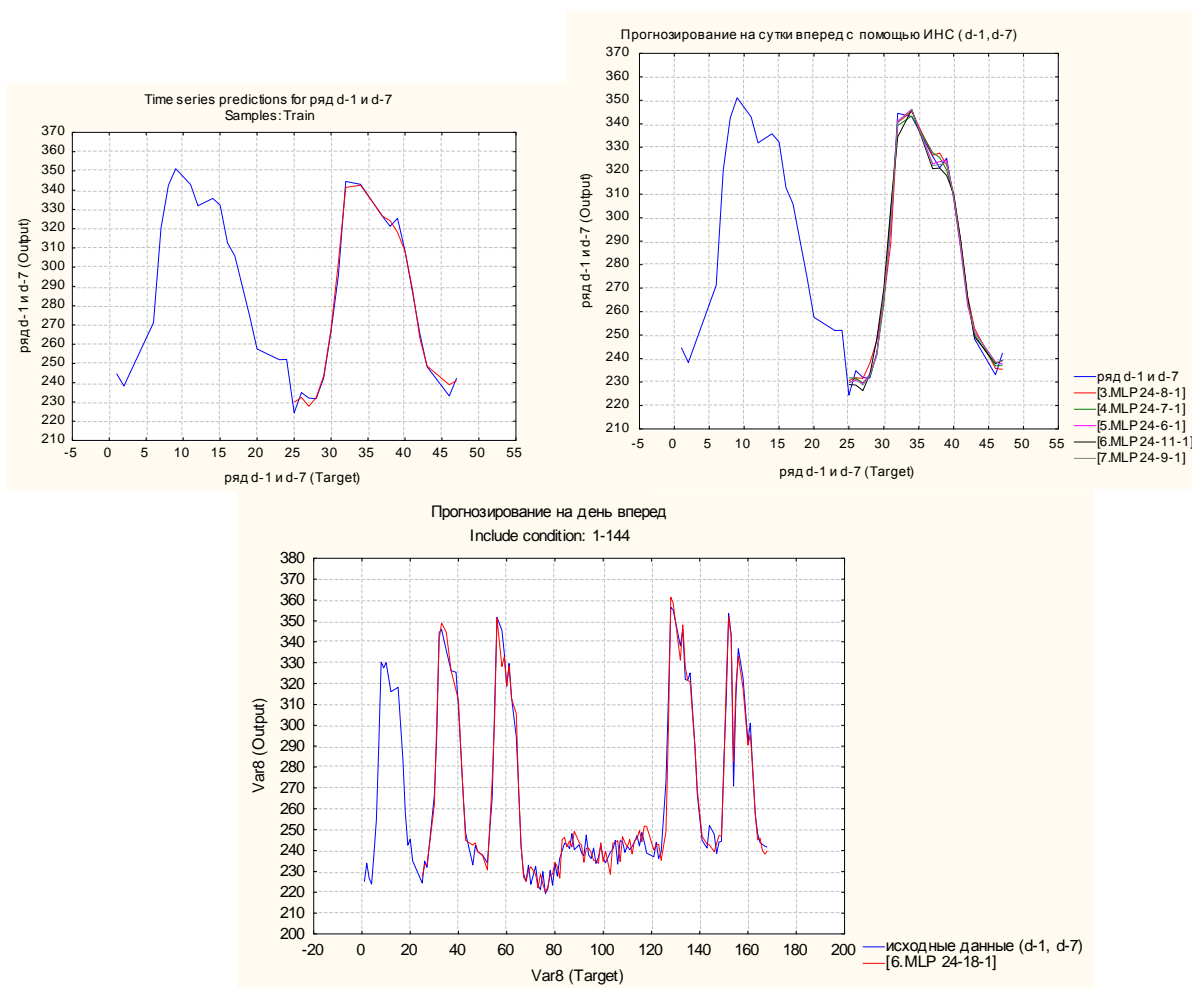


Рис. 7. Графики прогнозирования на сутки вперед с помощью MLP 24-18-1 для горного предприятия

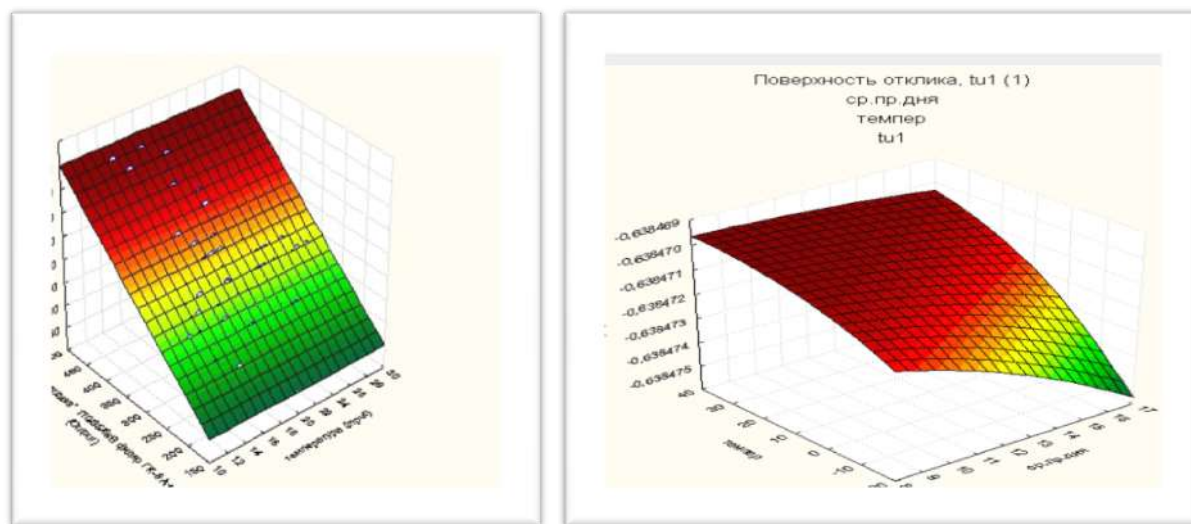


Рис. 8. Уровень активации элемента для статуса дня (рабочий, выходной) и температуры

Были получены поверхности отклика зависимых переменных для прогнозирования энергопотребления. Уровень активации элемента – взвешенная сумма его входов с добавлением к ней пороговых значений. Таким образом, уровень активации для

нейронной сети представляет собой простую линейную функцию входов. Далее эта активация преобразуется с помощью сигмоидной (имеющей S-образную форму) кривой.



ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Повышение энергоэффективности для горного предприятия возможно за счёт рационального выбора ЦК и тарифа на оплату электроэнергии с дальнейшим созданием интеллектуальной системы мониторинга учета электроэнергии за счет введения функций прогнозирования на основе работы искусственных нейронных сетей. Стоимость 1 МВт·ч для двухставочных тарифов (четвертой и шестой ЦК) выше, чем для одноставочных (третьей и пятой ЦК). Однако наибольшее снижение оплаты за электроэнергию наблюдается при применении тарифов (пятой и шестая ЦК), где имеется возможность прогнозировать графики электрической нагрузки, тем самым снижать максимальную мощность в часы максимума (уменьшение составляющей на оплату по мощности).

Использование искусственных нейронных сетей позволило прогнозировать энергопотребление горных предприятий на основании данных о недельной нагрузке, данных об энергопотреблении на месяц назад, температуры воздуха, статуса дня (рабочий, праздничный, предпраздничный день). Разработка интеллектуальной системы прогнозирования энергопотребления для горного предприятия позволяет подобрать рациональную ЦК, тем самым снизить затраты на оплату электроэнергии.

Введение такой системы позволит оптимально планировать и контролировать выполнение графика нагрузки предприятия; прогнозировать производственные циклы и пиковые значения энергопотребления; возможности перераспределения нагрузки и анализировать возможность изменения режима работы предприятия.

Библиографический список

1. Постановление Правительства РФ «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» (утв. 27.12.2010 г. №1172, ред. от 29.02.2016 г.).

2. Постановление Правительства РФ «О функционировании розничных рынков электрической энергии, полном и (или) частичном ограничении режима потребления электрической энергии» (утв. 04.05.2012 г. № 442, ред. 22.02.2016 г.).

3. Бабанова И.С. Применение искусственных нейронных сетей в задачах прогнозирования энергопотребления для предприятий минерально-сырьевого комплекса // Фундаментальные и прикладные исследования в современном мире / Материалы IX Международной науч.-практ. конф. – 2015. – Том 1. – С.128-134.

4. Abramovich B.N., Babanova I.S. Improvement of monitoring system commercial electricity accounting for compressor plants on the enterprises for gas industry. Efficiency and sustainability in the mineral industry innovation in Geology, Mining, Processing, Economics, Safety and Environmental Management. Scientific reports on resource issues 2015, TU Bergakademie Freiberg, Value 1, pp. 383-386.

5. Абрамович Б.Н., Бабанова И.С. Автоматизированные системы управления энергопотреблением горных предприятий // Материалы XII Международной научной школы молодых ученых и специалистов, 23-27 ноября 2015 г. – М: ИПКОН РАН, 2015. – С. 225-229.

6. Абрамович Б.Н., Бабанова И.С. Применение искусственных нейронных технологий в процессе преподавания дисциплин электротехнического цикла // Современные образовательные технологии в преподавании естественно-научных и гуманитарных дисциплин: сборник научных трудов II Международной науч.-метод. конф. 09–10 апреля 2015 г. / «Национальный минерально-сырьевой университет «Горный» – г. Санкт-Петербург, 2015. – С. 229-234

7. Бабанова И.С., Абрамович Б.Н. Разработка перспективного планирования энергосистемы на основе создания модели искусственной нейронной сети // Материалы XI Международной научной школы молодых ученых и специалистов, 24-28 ноября 2014 г. – М: ИПКОН РАН, 2014. – 388 с.

8. Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Прогнозирование электрических нагрузок при



оперативном управлении электроэнергетическими системами на основе нейросетевых структур: учеб.пособие – Екатеринбург: УрО РАН, 2008. – 89 с.

9. Weron, Rafal. Modelling and forecasting electricity loads and prices. West Sussex, England: John Wiley & Sons Ltd, 2006.

10. Charytoniuk W., Chen M.S., 2000. Very Short-Term Load Forecasting Using ANN. IEEE Transactions on Power Systems 15 (1), pp. 263-268.

11. Huseynov A.F, Yusifbeyli N.A and Hashimov A.M (2010). "Electrical System Load forecasting with Polynomial Neural Networks (based on Combinatorial

Algorithm". Modern Electric Power Systems 2010, Wroclaw, Poland, MEPS'10- paper 04.3

12. Samsher, K.S. and Unde, M.G., (2012). Short-term forecasting using ANN technique. International Journal of Engineering Sciences and Engineering Technologies, Feb. 2012, ISSN: 2231-6604, Vol. 1, issue 2, pp. 97-107 © IJSEST

13. Balwant singh Bisht, Rajesh M Holmukhe Electricity load forecasting by artificial neural network model using weather data. International journal of electrical engineering& technology (ijeet) Vol. 4, Issue 1, January- February (2013), pp. 91-99

«Gornye nauki i tehnologii»/ «Mining science and technology», 2016, No. 2, pp. 66-76	
Title:	System for forecasting energy consumption using the artificial neural network
Author 1	Name&Surname: Boris N. Abramovich Company: National Mineral Resources University Work Position: Professor of Department of electric power engineering and electromechanics Scientific Degree: Doctor of Engineering Science Contacts: babramov2bn@mail.ru
Author 2	Name&Surname: Irina S. Babanova Company: National Mineral Resources University Work Position: Department of electric power engineering and electromechanics Scientific Degree: PhD student Contacts: irina_babanova@mail.ru
Abstract:	The article considers the possibility of increasing the efficiency of the mining enterprise at the expense of correct choice of price categories and tariff for electricity. The efficiency of forecasting model of energy consumption by the rational choice of price categories is shown, a system for predicting energy consumption using artificial neural network is developed. The forecast error is 0.908 % with the architecture of the network type MLP (MLP 24-18-1)
Keywords:	energy management; artificial neural network; electricity tariff; price category; intelligent metering system; error prediction; architecture network; multilayer perceptron
References:	1. Postanovlenie Pravitel'stva RF «Ob utverzhdenii pravil optovogo rynka jelektricheskoy jenergii i moshhnosti i o vnesenii izmenenij v nekotorye akty Pravitel'stva Rossijskoj Federacii po voprosam organizacii funkcionirovaniya optovogo rynka jelektricheskoy jenergii i moshhnosti» [<i>Resolution of the Government of the Russian Federation "On approval of the rules of the wholesale market of electric energy and capacity and on amendments to some acts of the Russian Federation on the issues of functioning of the electric energy and power wholesale market of Government"</i>] (app. 27.12.2010 No. 1172, ed. 29.02.2016). 2. Postanovlenie Pravitel'stva RF «O funkcionirovanii roznichnyh rynkov jelektricheskoy jenergii, polnom i (ili) chastichnom ogranichenii rezhima potrebleniya jelektricheskoy jenergii» [<i>Resolution of the Government of the Russian Federation "On the functioning of retail electricity markets, the full and (or) partial restriction of electric power consumption mode"</i>] (app. 04.05.2012 No. 442, ed. 22.02.2016). 3. Babanova I.S. Primenenie iskusstvennyh nejronnyh setej v zadachah prognozirovaniya jenerGOPotrebleniya dlja predpriyatij mineral'no-syr'evogo kompleksa [<i>Application of artificial neural networks in problems of forecasting energy consumption for businesses mineral complex</i>] // Fundamental'nye i prikladnye issledovaniya v sovremennom mire [<i>Fundamental and applied research in the modern</i>



- world]/ Materialy IX Mezhdunarodnoj nauch.-prakt. konf. [Proc. IX Int. scientific-practical. Conf.] – 2015. – Vol. 1. – pp. 128-134.
4. Abramovich B.N., Babanova I.S. *Improvement of monitoring system commercial electricity accounting for compressor plants on the enterprises for gas industry. Efficiency and sustainability in the mineral industry innovation in Geology, Mining, Processing, Economics, Safety and Environmental Management*. Scientific reports on resource issues 2015, TU Bergakademie Freiberg, Value 1, pp. 383-386.
5. Abramovich B.N., Babanova I.S. *Avtomatizirovannye sistemy upravlenija jenergopotreblenijem gornyh predpriyatij [Automated power management system of mining enterprises]*// Materialy XII Mezhdunarodnoj nauchnoj shkoly molodyh uchenyh i specialistov [Proc. XII Int. scientific school for young scientists and specialists], 23-27 November 2015. – M: IPKON RAS, 2015. – pp. 225-229.
6. Abramovich B.N., Babanova I.S. *Primenenie iskusstvennyh nejronnyh tehnologij v processe prepodavaniya disciplin jelektrotechnicheskogo cikla [Application of artificial neural technologies in teaching electrical cycle disciplines]*// *Sovremennye obrazovatel'nye tehnologii v prepodavanii estestvenno-nauchnyh i gumanitarnyh disciplin: sbornik nauchnyh trudov II Mezhdunarodnoj nauch.-metod. konf. 09–10 aprelja 2015. [Modern educational technology in the teaching of natural sciences and the humanities: Proc. II Int. scientific-method. Conf. 09-10 April 2015]*/ National Mineral Resources University – Sankt-Peterburg, 2015. – pp. 229-234
7. Babanova I.S., Abramovich B.N. *Razrabotka perspektivnogo planirovaniya jenergosisistemy na osnove sozdaniya modeli iskusstvennoj nejronnoj seti [Development of long-term power system planning through the creation of an artificial neural network model]*// Materialy XI Mezhdunarodnoj nauchnoj shkoly molodyh uchenyh i specialistov [Proc. of the XI Int. scientific school for young scientists and specialists], 24-28 November 2014 – M: IPKON RAS, 2014. – 388 p.
8. Shumilova G.P., Gotman N.Je., Starceva T.B. *Prognozirovanie jelektricheskikh nagruzok pri operativnom upravlenii jelektrojenergeticheskimi sistemami na osnove nejrosetevyh struktur: ucheb.posobie [Prediction of electrical load in operational control of power systems based on neural network structures: Textbooks]* – Ekaterinburg: Ural Branch of RAS, 2008. – 89 p.
9. Weron, Rafal. *Modelling and forecasting electricity loads and prices*. West Sussex, England: John Wiley & Sons Ltd, 2006.
10. Charytoniuk W., Chen M.S., 2000. Very Short-Term Load Forecasting Using ANN. IEEE Transactions on Power Systems 15 (1), pp. 263-268.
11. Huseynov A.F, Yusifbeyli N.A and Hashimov A.M (2010). «Electrical System Load forecasting with Polynomial Neural Networks (based on Combinatorial Algorithm)». Modern Electric Power Systems 2010, Wroclaw, Poland, MEPS'10 - paper 04.3
12. Samsher, K.S. and Unde, M.G., (2012). Short-term forecasting using ANN technique. International Journal of Engineering Sciences and Engineering Technologies, Feb. 2012, ISSN: 2231-6604, Vol. 1, Issue 2, pp: 97-107 © IJSEST
13. Balwant singh Bisht, Rajesh M Holmukhe Electricity load forecasting by artificial neural network model using weather data. International journal of electrical engineering& technology (ijeet) Vol. 4, Issue 1, January-February (2013), pp. 91-99

