

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПОКАЗАТЕЛЯ ЭНЕРГОЕМКОСТИ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРЕДПРИЯТИЯ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Клепикова Светлана

Национальный технический университет
«Харьковский политехнический институт»
Украина, Харьков

РЕЗЮМЕ

Сложность производственных процессов промышленных предприятий осложняет их описание четкими математическими зависимостями и затрудняет определение количественного значения показателя его энергоэффективности, что в свою очередь отрицательно сказывается на прогнозировании и управлении энергоэффективности промышленных предприятий в целом. В связи с этим в работе предложено решение данной проблемы путем использования метода искусственных нейронных сетей, на основе которого представлена методика прогнозирования удельной энергоемкости предприятия. Данная методика была применена при обработке данных более десятка промышленных предприятия. Полученные результаты подтверждают целесообразность применения нейронных сетей при решении подобных задач.

Ключевые слова: Показатель энергоемкости, промышленные предприятия, энергоэффективность, нейронные сети.

ОСНОВНОЙ ТЕКСТ

При управлении энергоэффективностью промышленного предприятия - планировании и определении стратегии повышения энергоэффективности, разработке инвестиционной политики, планов модернизации оборудования, распределения средств на мероприятия энергосбережения, для предприятия очень важно иметь количественный показатель энергоэффек-

тивности, который мог бы быть достигнут при расходовании средств по тому или иному направлению. Между тем, производство промышленного предприятия представляет собой процесс со сложными взаимосвязями, описать который четкими математическими зависимостями практически невозможно. Для повышения эффективности управления промышленным предприятием желательно иметь математический аппарат, позволяющий осуществлять оценку и прогнозирование показателя энергоэффективности в зависимости от значений факторов, влияющих на него.

В статье предлагается для решения задачи определения количественного значения показателя энергоэффективности использовать метод искусственных нейронных сетей (ИНС).

Нейронные сети, на сегодня являются одним из известных и эффективных инструментов интеллектуального анализа данных, который развивается благодаря достижениям в области теории искусственного интеллекта и информатики. Интеллектуальные системы на основе искусственных нейронных сетей позволяют решать задачи выполнения прогнозов, оптимизации, распознавания образов и управления.

В экономике ИНС широко используются в области финансового менеджмента: прогнозирования рынка ценных бумаг и валютных котировок, оценке финансовых, валютных и кредитных рисков, категоризации компаний и др.. Среди работ по использованию нейронных сетей для прогнозирования финансовых рынков известны работы: Swanson N., White H. [1], рассмотревших применение НС при анализе временных рядов; Garcia R., Gençay R. [2], обосновавших полезность нейронных сетей при определении трендов на фондовом рынке; Jorion P. [3], применившего НС для прогнозирования валютного курса. К. Киани [4], утверждает, что преимуществом применения НС по сравнению с другими подходами является решение нелинейных задач, с чем не справляются классические методы, которые не могут предоставить требуемой точности в результатах.

В научной литературе показано, что нейронные сети приобретают особое значение при изучении закономерностей массовых процессов, которые недоступны прямому наблюдению и не поддаются экспериментированию. Эффективный инструментарий поиска закономерностей предоставляет технология построения искусственной нейронной сети, которая может быть синтезирована (обученна) по статистическим данным отобранных показателей, предоставленных предприятиями.

Компьютерная (нейропрооцессорная) реализация ИНС придает ей ряд существенных преимуществ по сравнению с ее биологическим аналогом: быстроедействие при переходе искусственного нейрона из одного состояния в другой, которое в миллионы раз выше; возможность решения сложных задач прогнозирования, управления, аппроксимации, кластеризации, оптимизации, обобщения свойств и др. Это обусловило широкое использование нейронных сетей в технических системах.

В статье разработана методика прогнозирования показателя энергоэффективности - удельной энергоемкости предприятия.

Данная методика отражена в блок-схеме (рис.1) и предусматривает следующие этапы:

1. Формируется экспертная группа из числа компетентных лиц, в состав которой привлекаются работники энергетических цехов, подразделений, занимающихся энергетической, технологической и экономической подготовкой производства, а также представители руководства промышленного предприятия.

2. Выполняется выбор обобщающего показателя энергетической эффективности предприятия, в качестве выходного параметра нейронной сети. В работе принята в качестве показателя энергоэффективности - энергоемкость производства, которая представляет собой отношение затрат на энергетические ресурсы затраченные на производство к общей стоимости продукции.

3. Экспертной группой устанавливается рациональный на-

бор факторов с известными параметрами, влияющими на энергоэффективность промышленного предприятия и в частности на показатель энергоемкости.

Количество факторов, характеризующих производство промышленного предприятия достаточно велико. Некоторые из них не влияют, другие влияют, но не существенно, а некоторые существенно влияют на показатель энергоэффективности.

Анализируя основные проблемы, возникающие перед предприятиями при формировании политики в области энергоэффективности, эксперты выделили две группы факторов влияния: внешние и внутренние. Среди существенно влияющих на вышеуказанный показатель есть такие, которые обусловлены внешними факторами, на которые предприятие не может повлиять.

К внешним относятся факторы слабо контролируемые со стороны предприятия, например, социально-экономическое развитие страны, демографическая ситуация, ресурсная база, научно-технический прогресс, конъюнктура национального и мирового рынка энергоносителей и другие. К числу внутренних относятся контролируемые и управляемые факторы, такие как инвестирование в энергосберегающие проекты, эффективное использование энергоресурсов, внедрение наилучших доступных технологий (НДТ) в области энергоэффективности, повышение осведомленности персонала и др.

Приведенные внешние факторы должны учитываться при организации управления и разработке соответствующих мер по повышению энергоэффективности промышленного предприятия.

Внутренние факторы, влияющие на энергоэффективность промышленного предприятия, являются наиболее важными в рамках исследования данной работы, так как на их основе разрабатывается методика определения количественного показателя энергоемкости с помощью метода искусственных нейронных сетей для использования в управлении энергоэффективностью промышленного предприятия.

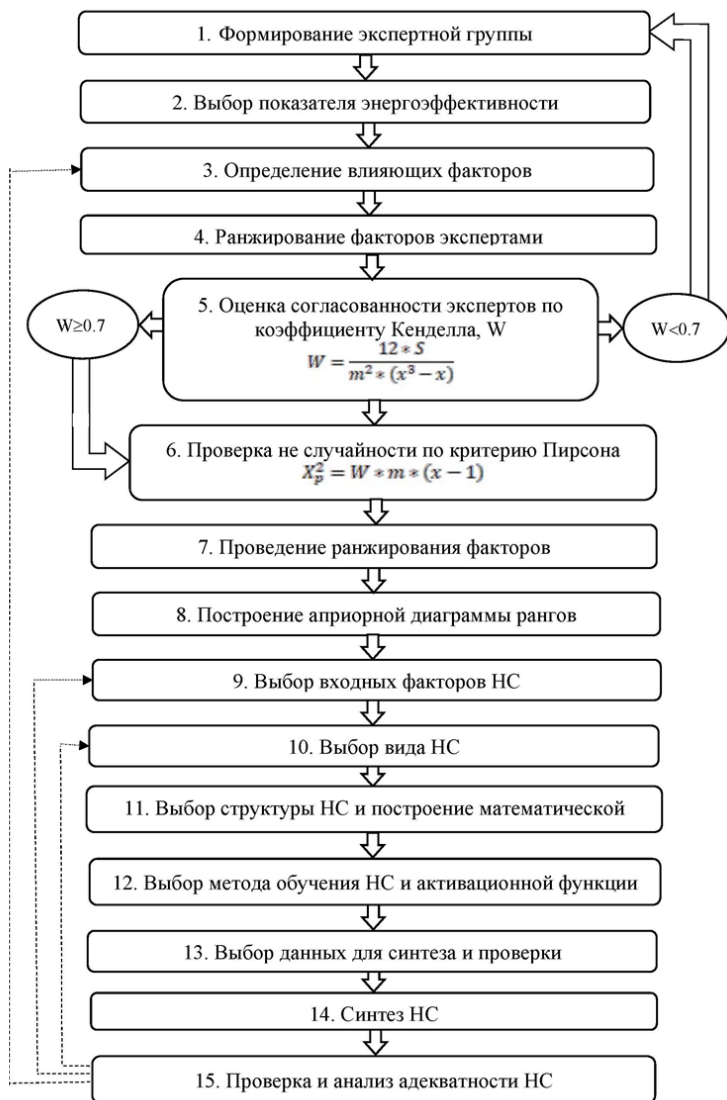


Рис. 1 – Блок-схема методики использования ИНС при определении показателя энергоемкости предприятия.

Для нейронной сети необходимо определить влияющие факторы, которые входят в сферу управления промышленным предприятием. Внутренние факторы включают достаточно большое число показателей, которые могли бы выступать в качестве входных величин нейронной сети. Очевидно, для синтеза нейронной сети целесообразно определить на научной основе те из них, которые наиболее существенно влияют на показатель энергоемкости. Такой научной основой являются широко используемые статистические методы экспертных оценок, метод априорного ранжирования и корреляционного анализа.

4. После ознакомления с указанными факторами эксперты ранжируют их, по степени влияния на показатель энергоемкости, присваивая номер, согласно расположению взятых в рассмотрение факторов в порядке возрастания (прямое ранжирование) воздействия или его снижение (обратное ранжирование). Место расположения фактора каждым экспертом представляет собой ранг в виде натурального числа.

5. Оценка степени согласованности мнений экспертов осуществляется с помощью коэффициента конкордации Кэнделла W [5].

Коэффициент W измеряется в диапазоне от 0 до 1. Если он существенно отличается от нуля ($W \geq 0,7$), то можно считать, что между мнениями экспертов есть определенное согласие. Если коэффициент конкордации недостаточный ($W < 0,7$), то необходимо провести анализ причин отрицательного результата. Если коэффициент конкордации равен нулю, то между мнениями экспертов имеется абсолютное расхождение. Таковыми причинами могут быть: нечеткая постановка вопросов или инструктаж, неправильный выбор факторов, подбор некомпетентных экспертов, возможность сговора между ними и др.

6. При $W \geq 0,7$ проверяется гипотеза о не случайности согласия экспертов. При этом используется критерий Пирсона [5], расчетное значение которого сравнивается с табличным, опре-

деленным при числе степеней свободы $(x-1)$. Если расчетное значение критерия Пирсона больше табличного, а $W > 0,7$, то это свидетельствует о наличии существенного сходства мнений экспертов и не случайности совпадения мнений экспертов.

7. Ранги, предоставленные каждым из экспертов по каждому фактору суммируются и осуществляется ранжирование факторов по приоритетности расположением их по мере роста суммы рангов.

8. На основании предварительных результатов строится априорная диаграмма, которая наглядно показывает факторы, являющиеся наиболее влияющими на энергоэффективность определенного промышленного предприятия.

9. Полученные по результатам априорного ранжирования факторы, выбираются в качестве входных данных для нейронной сети.

Дальнейшими этапами методики, согласно предложенной блок-схемы (этапы 10-15 на рисунке 1) является построение, обучение, проверка и анализ нейронной сети.

Прежде всего необходимо объяснить сущность функционирования искусственной нейронной сети.

Нейронные сети состоят из вычислительных элементов, которые называются нейронами (Рисунок 2).

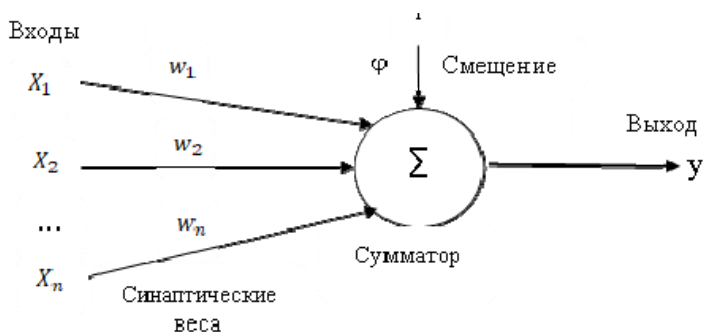


Рис. 2 - Модель внутреннего искусственного нейрона.

Принцип действия такого нейрона, заключается в следующем: входные сигналы ($x_1, \dots, x_n$), умноженные на соответствующие весовые коэффициенты ($w_1, \dots, w_n$), суммируются и эта сумма с учетом смещения φ преобразовывается активационной функцией, после чего результат передается на выход. Каждый нейрон может быть соединен с большим количеством других нейронов, поэтому существует множество возможных комбинаций связей между ними. Обычно, нейронные сети разделяют на слои - группы нейронов, соединенных только с нейронами других слоев.

10. Далее, согласно методике, необходимо выбрать вид нейронной сети. По способу соединения нейронов выделяют сети с различной архитектурой: персептроны, сети адаптивного резонанса, рециркуляционные, рекуррентные, встречного распространения, ИНС с обратными связями Хемминга и Хопфилда, с двусторонней ассоциативной памятью, с радиально-базисной функцией активации, самоорганизующиеся ИНС Кохонена и др.

11. Для решения поставленной в статье задачи определения показателя энергоемкости предприятия, автором выбрана ИНС вида прямонаправленный персептрон (PERCEPTRON) (рисунки 3). Выбор ИНС данного вида обусловлен подтверждением ее эффективности во многих технических системах управления и ее достоинствами: возможностью введения большого числа входных факторов, числа внутренних (скрытых) слоев и числа нейронов в каждом из них, нелинейного преобразования сигналов активационной функцией.

12. Следующий этап предполагает выбор метода обучения НС. Обучение (синтез) нейронной сети заключается в нахождении значений весовых коэффициентов w_{ik} , β_i и коэффициентов смещения φ_i , обеспечивающих удовлетворительное совпадение расчета значения выхода сети по входным факторам с реальными (статистическими) показателями энергоемкости.

Обучение осуществляется многократным повторением

расчетов с изменением коэффициентов по определенному алгоритму. Достаточно часто в качестве алгоритма расчета параметров нейросети применяется метод обратного распространения ошибки (Back propagation), при котором имеющиеся данные используются для корректировки значений параметров сети таким образом, чтобы минимизировать ошибку прогноза на обучающем множестве. Если сеть обучена хорошо, она приобретает способность моделировать неизвестную функцию, связывающую значения входных и выходных переменных. Впоследствии такую сеть можно использовать для прогнозирования в ситуации, когда исходные значения неизвестны. Недостатком этого метода является «зависание» в точках локальных экстремумов (преждевременная остановка из-за попадания в область локального минимума). Поэтому приходится выполнять многократное повторение процесса поиска для получения заданного качества распознавания при отсутствии точных оценок времени обучения.

Метод генетического алгоритма (ГА), как и метод нейронных сетей, основан на интерпретации процессов, происходящих в живой природе. Генетические алгоритмы представляют собой алгоритмы поиска оптимальных решений, построенные на принципах естественного отбора и генетики по принципу «от хороших родителей рождаются хорошие дети». При данном методе возможно сочетание параметров ИНС: весовых коэффициентов w_{ik} , β_i и сдвига φ , изображаемых в виде строки (хромосомы) фиксированной длины, к популяции которых (группы хромосом) применяются традиционные генетические операторы: селекция, скрещивание, мутация.

Вид функции активации может иметь различное математическое выражение [6], выбор которого определяется характером решаемых задач.

13. Установим требования по которым производится выбор данных для синтеза и проверки.

Данные для обучения берутся из статистических данных

предприятий, которые собраны за несколько лет. От качества выборки зависит точность оценок параметров модели и, соответственно, результат моделирования. К выборке предъявляется ряд требований, обуславливающих получение адекватной модели:

- размер выборки должен быть достаточным для выявления закономерностей (чем больше данных, тем меньше будет погрешность);
- однородность выборки, то есть данные в выборке должны подчиняться одним и тем же закономерностям;
- разнообразие данных, то есть выборка должна показывать результат деятельности при всех временах (инфляция, рост, колебания курса валют и другие изменения во внешней и внутренней среде предприятия).

Вся числовая информация для нейросетевой обработки масштабируется, то есть выравниваются диапазоны изменения величин, ограничением интервала $[-1, 1]$, что достигается нормированием.

При формировании выборок для обучения и тестирования, предлагается принять их количество в пропорции 70% (для обучения НС) и 30% (для тестирования НС).

14. Обучение (синтез) нейронной сети выполняется по одному из ранее описанных методов.

Процесс обучения нейронной сети представляет собой уточнение и коррекцию значений весовых коэффициентов и коэффициента сдвига. На вход нейронной сети подаются входные значения, а на выходе сравнивают значения сети с реальным результатом. В зависимости от степени их совпадения согласно генетического алгоритма из популяции удаляют «плохие» хромосомы, после чего выполняют скрещивание, рассчитывают критерии ошибки и сравнивают его с заданным значением. Эта операция повторяется многократно десятки, иногда и сотни тысяч раз.

Обучение нейронной сети прекращается, когда ошибка вы-

ходного значения сети и статистическое значение показателя не превышает заданного уровня.

15. Проверка адекватности нейронной сети осуществляется расчетом показателей энергоемкости промышленных предприятий, которые не вошли в обучающую выборку.

Данная методика была апробирована по статистическим данным 10-ти промышленных предприятий представленных в [7]. Результаты полученные автором описаны в [8]. При этом статистические данные 7-ми предприятий были включены в выборку обучения, а 3-х – тестирования.

Проверка осуществлялась со структурой нейронной сети вида PERCEPTRON NN: 5-50-1 (рисунок 3), т.е. имеющей 5 входов, представлявших собой определенные методом априорного ранжирования и корреляционно-регрессионного анализа значения 5-ти факторов, наиболее влияющих на показатель энергоемкости предприятия из числа 15-ти заявленных экспертами.

Во внутреннем слое содержалось 50 нейронов. Для нелинейного преобразования суммы, пришедшей на каждый из этих нейронов сигналов, была выбрана сигмоидальная функция. Выход нейронной сети - рассчитанное ею значение показателя энергоемкости, сопоставляемое в процессе обучения со статистическим значением.

Обучение нейронной сети осуществлялось методом генетического алгоритма и разработанной в НТУ «ХПИ» программой Mendel 4 [9], при следующих параметрах:

- число хромосом в популяции (то есть подлежащих скрещиванию - «родителей») принято равным - 100. Каждая хромосома включает 250 значений весовых коэффициентов $w_{1,1}.....w_{50,5}$, 50 коэффициентов смещения $\varphi_1.....\varphi_{50}$ и 50 весовых коэффициентов $\beta_1.....\beta_{50}$, то есть всего 350 значений. Каждое из этих значений определяется стохастическим методом, с помощью генератора случайных чисел;

- характеристики скрещивания: кроссовер - 1, вероятность

მუტაცი - 0,0004, вероятность инверсии - 0,0002, вероятность транслокации - 0,0005;

- родительская группа - 100%;
- коэффициент давления отбора (количество хромосом, исключаемых из обучения за одну эпоху) - 10%.

Для определения скорости сходимости процесса синтеза нейронной сети с целью установления рационального объема расчетов было принято достаточно большое число эпох - 1 млн. Синтез нейронной сети составлял 1 час 40 минут (процессор - Intel Core i7- 2600 CPU @ 3,40 ГГц, Socket 1155 LGA; память (ОЗУ) - DDR3 16 Гб 1333 МГц; видеокарта - Radeon RX 580 8 Гб).

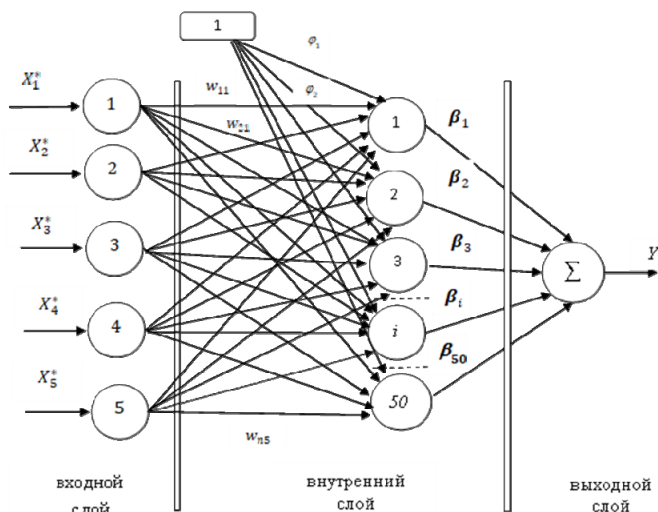


Рис. 3 - Нейронная сеть для управления энергоэффективностью промышленного предприятия вида NN: 5-50-1.

Погрешность результатов по 7-ми предприятиям выборки обучения находилась в пределах 0,26 - 2,22 %, а по предприятиям тестирования 8,11 - 18,38 %.

Кроме того, изложенная методика была использована при

обработке статистических данных 3-х промышленных предприятий г. Харькова за 5-летний период. Результаты показали, что прогнозирование показателя энергоемкости промышленного предприятия достигалось с погрешностью, не превышающей 5 – 12 %, что приемлемо для практических целей.

Опыт применения нейронных сетей при определении показателя энергоемкости предприятия позволил также сделать ряд выводов:

1. При организации процесса управления энергоэффективностью предприятия целесообразно применение нейронных сетей, синтезированных методом генетического алгоритма, для получения приближенного значения прогнозируемой энергоемкости, с целью использования при определении объема средств, выделяемых на мероприятия, обеспечивающие снижение потребления энергии.

2. Проведенные на основе построенной нейронной сети персептронного типа расчеты показали высокую точность прогнозирования значений энергоемкости для предприятий, которые были включены в обучающую выборку (0,01 - 2,5 %), и приемлемую погрешность (0,17 – 11,06 %) при проверке по предприятиям, включенным в тестовую выборку.

3. Для повышения точности прогнозирования показателя энергоемкости необходимо учитывать особенности предприятия, возможность введения дополнительных влияющих на него факторов, корректного их определения и увеличения базы статистических данных за счет ежегодного их пополнения. Это, в свою очередь, приводит к выводу о целесообразности введения в планово-экономических подразделениях предприятий специалистов, внедряющих метод нейронных сетей в управление энергоэффективностью (как и иных направлений деятельности) предприятия.

4. С практической точки зрения, прогнозирование показателя энергоемкости, учитывая ежегодно возрастающие затра-

ты на энергоресурсы, позволяет оценивать экономию средств и, как следствие, определять энергетическую стратегию промышленного предприятия, приоритетные направления и объемы инвестирования, первоочередные меры, связанные с обеспечением экономии энергоресурсов.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.

1. Swanson N., White H. A. Model-selection approach to assessing the information in the term structure using linear models and artificial neural networks. *Journal of Business & Economic Statistics*. 1995. № 13 (3). P. 265–275.
2. Garcia R., Gençay R. Pricing and hedging derivative securities with neural networks and a homogeneity hint. *Journal of Econometrics*. 2000. № 94 (1). P. 93–115.
3. Jorion P. Predicting volatility in the foreign exchange market. *The Journal of Finance*. 1995. № 50 (2). P. 507–528.
4. Kiani K. Detecting business cycle asymmetries using artificial neural networks and time series models. *Computational Economics*. 2005. № 26 (1). P. 65–89.
5. Бешелев С. Д., Гурвич Ф. Г. Математико-статистические методы экспертных оценок. М.: Статистика, 1980. 263 с.
6. Клепикова С.В., Клепиков В.Б. К использованию метода нейронных сетей для решения экономических задач. *Вісник НТУ «ХПИ»*. 2005. Вып. 31. С. 59-66.
7. Сергеев Н.Н. Оценка факторов, влияющих на энергетическую эффективность промышленных предприятий. *Экономика и право*. 2013. Вып. 2. С. 94 – 97.
8. Клепикова С.В. Применение нейронных сетей в управлении энергоэффективностью предприятия. *Нейро-нечеткие методы моделирования в экономике*. 2018. Вып. 1. С. 62-73.
9. Махотило К. В. Программа решения задач глобальной оптимизации [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://sites.google.com/site/kvmahotilo/mendel>.

REFERENCES

1. Swanson N., White H. A. Model-selection approach to assessing the information in the term structure using linear models and artificial neural networks. *Journal of Business & Economic Statistics*. 1995. № 13 (3). P. 265–275.
2. Garcia R., Gençay R. Pricing and hedging derivative securities with neural networks and a homogeneity hint. *Journal of Econometrics*. 2000. № 94 (1). P. 93–115.
3. Jorion P. Predicting volatility in the foreign exchange market. *The Journal of Finance*. 1995. № 50 (2). P. 507–528.
4. Kiani K. Detecting business cycle asymmetries using artificial neural networks and time series models. *Computational Economics*. 2005. № 26 (1). P. 65–89.
5. S. D. Beshtev, F. G. Gurvich, Mathematical and Statistic Methods of Expert Evaluations. M.: Statistics, 1980. P. 263.
6. S. V. Klepikova, V. B. Klepikov. Using Neuron Networks for Economic Problem Solutions. Visnik NTU “XIII”. 2005. Ed. 31. P. 59-66.
7. N. N. Sergeev. Evaluation of the Factors that Impact Energy Efficiency of Industrial Enterprises. Economic Right. 2013. Ed. 2. P. 94-97.
8. S. V. Klepikova. Using Neuron Networks for Managing Energy Efficiency of an Enterprise. Neuro-Fuzzy Methods of Modeling in Economics. 2018. Ed. 1. P. 62-73.
9. K. V. Makhotilo. Global Optimization Solutions Program [Electronic Resource] access: <https://sites.google.com/site/kvmahotilo/mendel>.

სამრეწველო საწარმოების ელექტროტივადობის მაჩვენებლების განსაზღვრა ნაირონული ქსელების გამოყენებით

სვეტლანა კლუბიკოვა
ნაციონალური ტექნიკური უნივერსიტეტი
„ხარკოვის პოლიტექნიკური ინსტიტუტი“
ხარკოვი, უკრაინა

რეზიუმე

სამრეწველო საწარმოების საწარმოო პროცესების სირთულე მათ მათემატიკურ აღწერას საკმაოდ ართულებს და აფერხებს მათი ენერგოეფექტურობის რიცხობრივი მაჩვენებლის განსაზღვრას, რაც, თავის მხრივ, უარყოფითად აისახება სამრეწველო საწარმოების ენერგოეფექტურობის პროგნოზირებაზე და მართვაზე. აღნიშნული პრობლემის აღმოსაფხვრელად, ნაშრომში შემოთავაზებულია ხელოვნური ნეირონული ქსელების მეთოდის გამოყენება, რომლის საფუძველზე წარმოდგენილია საწარმოების კუთრი ენერგოტევადობის პროგნოზირების მეთოდიკა. აღნიშნული მეთოდიკა იყო გამოყენებული ათზე მეტი საწარმოს მონაცემების დამუშავებისას. მიღებულმა შედეგებმა ცხადყო, რომ მიზანშეწონილია ნაშრომში დასმული ამოცანების გადაწყვეტაში ნეირონული ქსელების გამოყენება.

საკვანძო სიტყვები: ენერგოტევადობის მაჩვენებელი, სამრეწველო საწარმოები, ენერგოეფექტურობა, ნეირონული ქსელები.

DETERMINATION OF POWER INTENSITY INDICATORS OF AN INDUSTRIAL ENTERPRISE WITH THE NEURON NETWORK

S. V. Klepikova

National Technical University «Kharkov
Polytechnical Institute»
Kharkov, Ukraine

RESUME

The complexity of industrial enterprises production processes complicate their description by exact mathematical relations and makes it difficult to determine the quantitative value of its power efficiency indicator. It negatively impacts the prognosis and management of industrial enterprises power efficiency.

This work offers the solution to this problem by using the method of artificial neuron networks that enable us to forecast the energy intensity of an enterprise. This methodics was used for processing of the data of more than ten industrial enterprises. The results prove the expedience of using the neuron networks for solving similar tasks.

Key words: energy intensity index, industrial enterprises, energy efficiency, neuron networks.