

УДК 330.4:338.27

д.э.н. Бизянов Е. Е.,  
Гутник А. А.  
(ДонГТУ, г. Алчевск, ЛНР)

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЗАТРАТ НА ЭЛЕКТРОЭНЕРГИЮ УГЛЕДОБЫВАЮЩИХ ПРЕДПРИЯТИЙ В СОВРЕМЕННЫХ УСЛОВИЯХ

*Рассмотрена проблема прогнозирования затрат на электроэнергию угледобывающего предприятия. Выявлены основные факторы, влияющие на уровень энергопотребления: горно-геологические, технологические, климатические, случайные (выбросы, горные удары, обрушение выработок). Рассмотрены используемые в настоящее время для прогнозирования методы и математические модели: регрессия, анализ Фурье, вейвлет-анализ, искусственные нейронные сети. Произведено оценивание погрешности для каждого из известных методов. Показано, что в условиях высокой степени неопределенности, характерной для горно-геологических работ, целесообразно для прогнозирования уровня затрат на энергопотребление шахты использовать нечеткие искусственные нейронные сети.*

**Ключевые слова:** прогноз, временной ряд, регрессионная модель, ряд Фурье, вейвлет-анализ, искусственная нейронная сеть, нечеткое множество, лингвистическая переменная.

**Проблема и ее связь с научными и практическими задачами.** Затраты на электроэнергию составляют значительную часть себестоимости продукции предприятий горнодобывающей промышленности. Следовательно, прогнозирование потребления электроэнергии является важной задачей при планировании работы энергетических систем предприятия, а также при оценке затрат на покупку электроэнергии. Обычно требуется получать прогнозы точных, месячных, сезонных и годовых графиков электрических нагрузок [1], однако наиболее высокие требования предъявляются к прогнозам «на сутки вперед», особенно для промышленных предприятий с почасовым способом оплаты [2].

Особенностями горнодобывающего производства являются: динамическое изменение технологического пространства, сложная взаимосвязь подготовительных, очистных, вспомогательных работ и процессов, происходящих в массиве горных пород, случайные опасные события, такие как внезапные выбросы, горные удары, обрушение выработок и т. п. [3], что весьма затрудняет корректное аналитическое описание данной системы. Поэтому энер-

гопотребление горных предприятий представляет собой сложный нестационарный процесс, на который влияет значительное количество горно-геологических, технологических, производственных, климатических и других факторов [4], из-за чего учесть все параметры при прогнозировании сложно ввиду наличия нерегулярных ошибок, связанных с авариями, человеческим и природным влиянием.

Электроэнергия является специфическим товаром: ее нельзя накопить для последующего использования, а при недостатке мощности — нельзя получить необходимое количество мгновенно, по первому требованию.

В настоящее время рынок «на сутки вперед» является основной площадкой покупки электроэнергии для многих промышленных предприятий Российской Федерации. Цена на таком рынке устанавливается под влиянием спроса и предложения, причем равновесная цена электроэнергии определяется на основании ценовых заявок поставщиков и ценовых заявок покупателей электроэнергии соответствующей ценовой зоны с учетом необходимости обеспечения перетоков электроэнергии [5].

Участник рынка для оптимизации затрат на покупку электроэнергии может подавать экономически обоснованные ценовые заявки на покупку электроэнергии на каждый час операционных суток [5].

$$C_i^e = \begin{cases} W_i^c \cdot P_i^m - (W_i^p - W_i^f) \cdot P_i^M, \text{ при } W_i^p > W_i^f, \\ W_i^c \cdot P_i^m - (W_i^f - W_i^p) \cdot P_i^B, \text{ при } W_i^p < W_i^f, \end{cases} \quad (1)$$

где  $i$  — номер часа, на который осуществляется планирование;  $W_i^p$  — запланированное электропотребление, МВт·ч;  $W_i^f$  — фактическое электропотребление, МВт·ч;  $P_i^m$  — цена на рынке «на сутки вперед», руб./МВт·ч;  $P_i^M$  — цена продажи лишней электроэнергии на рынке, руб./МВт·ч;  $P_i^B$  — цена покупки недостающей электроэнергии на рынке, руб./МВт·ч.

Выполненные в [6] расчеты по формуле (1) для участника оптового рынка электроэнергии и мощности второй ценовой зоны показывают, что снижение ошибки прогнозирования всего на 1 % позволяет угледобывающему предприятию получить экономию более 2,5 млн руб. в месяц.

Среди известных на сегодняшний день моделей и методов для прогнозирования потребления электроэнергии используют: мультипликативные модели [7], динамические линейные и нелинейные модели, пороговые авторегрессионные модели [1, 8], модели, построенные на фильтрах Калмана, временные ряды [1, 9], ARMAX модели [1], модели непараметрической регрессии [1, 2], искусственные нейронные сети (ИНС) [1, 2, 8, 9], статистические модели [2, 8, 9], гибридные модели, в частности нечеткие искусственные нейронные сети (НИНС) [1, 2, 8–13].

Каждый из перечисленных типов методов и моделей имеет свои достоинства и недостатки, определяющие особенности их использования.

**Постановка задачи.** Задачей данной работы является анализ моделей и методов

Оценку стоимости ошибки  $C_i^e$  при прогнозировании производят по следующей формуле [6]:

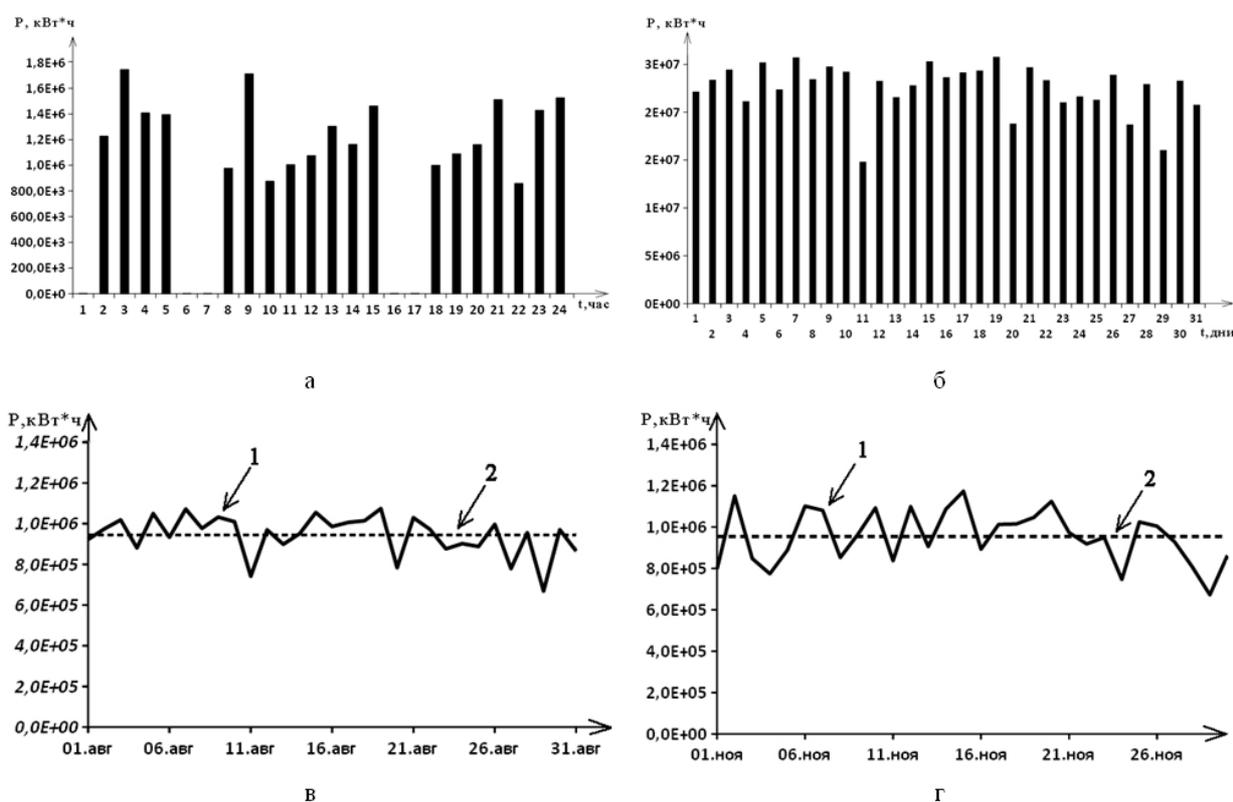
прогнозирования затрат на электроэнергию угледобывающего предприятия.

**Изложение материала и его результаты.** Рассмотрим особенности энергопотребления угледобывающего предприятия, а также возможности применения различных методов и моделей прогнозирования.

На рисунке 1 приведены примеры графиков потребления электроэнергии угледобывающего предприятия: суточные часовые и среднесуточные за месяц.

На графике почасового энергопотребления, приведенном на рисунке 1, а, можно обнаружить определенные зависимости (начало/окончание смены, запуск водоотлива, ремонтная смена и др.). Однако только из визуального анализа графиков 1, б–г нельзя сделать вывод о какой-либо конкретной зависимости. Поэтому анализ необходимо проводить с учетом дополнительных параметров: средней температуры окружающей среды, количества осадков, состояния оборудования и др. Наиболее распространенным среди известных методов прогнозирования является регрессионный анализ, позволяющий строить модели, которые учитывают взаимосвязь между наборами входных данных. Чаще всего для прогнозирования используются уравнения однофакторной и многофакторной регрессии. Для получения параметров регрессии все входящие в нее переменные должны быть представлены в числовой форме. Мультипликативные модели применяют для прогнозирования сезонных временных рядов, хотя для полноты описания последних рекомендуется дополнительно использовать немultipликативные модели [1, 7, 8, 13].

ЭКОНОМИКО-МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ, БИЗНЕС-ИНФОРМАТИКА



а) почасовое потребление за 1 день в июле; б) суточное потребление в августе;  
 в) среднесуточное потребление в августе; г) среднесуточное потребление в ноябре;  
 1 — потребление за сутки; 2 — среднее значение за месяц

Рисунок 1 Графики энергопотребления шахты

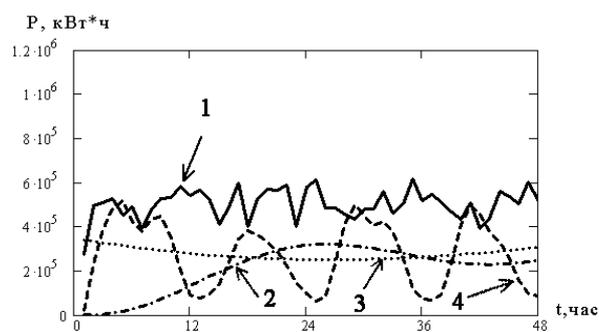
Ряды Фурье представляют исходную функцию энергопотребления как сумму тригонометрических функций синуса и косинуса. Ряд Фурье позволяет получить аналитическое описание достаточно сложных периодических сигналов, однако в случае сигналов, представленных на рисунке 1, их использование сопряжено со значительной погрешностью.

Произведем оценку погрешности при использовании рассмотренных выше методов и моделей: регрессии, рядов Фурье, вейвлет-анализа и ИНС. На рисунках 2–5 показаны совмещенные графики исходных данных (энергопотребления шахты за определенный период времени) и результаты синтеза с использованием указанных выше методов. Вейвлет-анализ представляет собой модификацию оконного преобразования Фурье, с привязкой гармоник ко

времени их возникновения [14]. Преимущество, которое имеет вейвлет-анализ перед анализом Фурье, состоит в меньшем количестве членов ряда, хотя недостаток остается тот же — сложность представления непериодических сигналов.

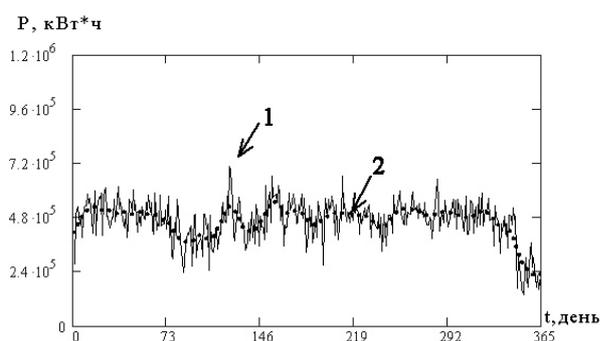
Искусственную нейронную сеть можно представить как «черный ящик», имеющий  $m$  входов и  $n$  выходов. Использование нелинейных функций активации нейронов обеспечивает ИНС более высокую гибкость и точность прогнозирования по сравнению с регрессией, рядами Фурье и вейвлетами. Одним из преимуществ использования нейронных сетей является возможность проводить многофакторный анализ параметра, т. е. учитывать множество входных параметров, оказывающих влияние на прогнозируемое значение. Положительной стороной использования

нейронных сетей для прогнозирования являются: способность сети самообучаться — находить и использовать закономерности, создавать обобщения [8, 9, 15]; эффективная работа с нелинейными зависимостями [11, 15]; параллельная обработка информации [15, 16]; нечувствительность к ошибкам в отдельных узлах сети [15, 16]; отсутствие ограничений на характер входной информации [15]; меньший показатель погрешности при прогнозировании временных рядов [8]. К недостаткам ИНС можно отнести отсутствие однозначных рекомендаций по выбору их архитектуры и необходимость в объемных выборках исходных данных для обучения.



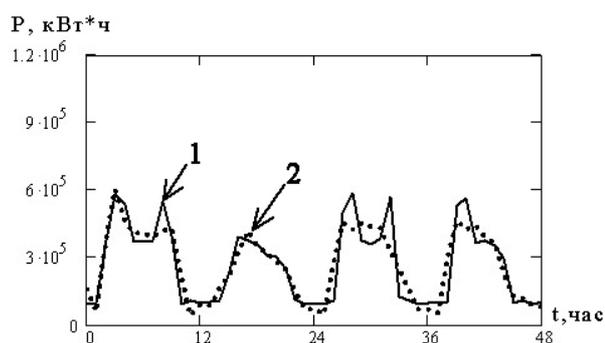
1 — исходный сигнал; 2 — полином 8-й степени; 3 — полином 3-й степени; 4 — сплайн 2-й степени

Рисунок 2 Регрессионный анализ потребления электроэнергии за 2 дня



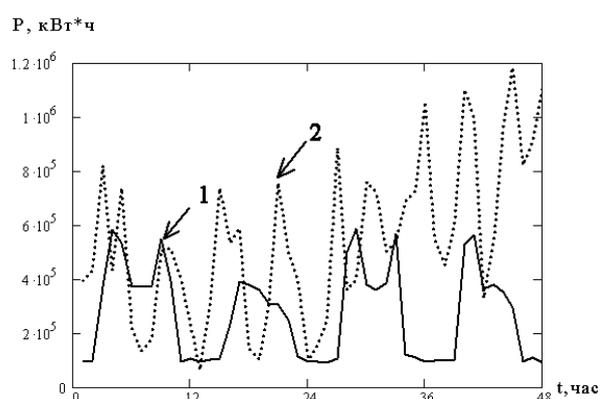
1 — исходный сигнал; 2 — сплайн 2-й степени

Рисунок 3 Регрессионный анализ среднесуточного потребления электроэнергии за год



1 — исходный сигнал; 2 — восстановленный сигнал

Рисунок 4 Результат вейвлет-анализа



1 — исходный сигнал; 2 — восстановленный сигнал

Рисунок 5 Результаты анализа Фурье

Результаты оценки погрешности синтезированных зависимостей относительно исходных данных приведены в таблице 1. Кроме того, в таблице 1 приведены результаты анализа точности прогноза при помощи ИНС прямого распространения, состоящей из 1 скрытого слоя с 5 нейронами.

Подытоживая проведенный анализ, можно сделать следующие выводы: если прогнозируемый параметр изменяется плавно, без резких скачков и выбросов, то целесообразно использовать регрессионный анализ; если во временном ряду имеются повторяющиеся участки, то следует использовать вейвлет-преобразование или ряды Фурье. Основным недостатком всех рассмотренных методов и моделей анализа данных является то, что все входные параметры должны быть представлены в числовой форме, кроме того, построение

прогноза базируется на прошлых данных. В практической деятельности часть параметров, влияющих на энергопотребление шахты задаётся в лингвистической форме: время года (весна, осень и т. д.), тип смены (ремонтная, рабочая), горно-геологические условия (прочность и устойчивость горных пород), способ добычи угля и другие.

ИНС, построенные по «классической» структуре (например, персептрон) позволяют сделать прогноз с учётом множества переменных, но они, также как регрессия и модели временных рядов, требуют входные данные в числовой форме.

В последние годы для прогнозирования параметров активно начинают применять НИНС (ANFIS, TSK, Ванга – Менделя и др.) [1, 8–12]. Нечеткие искусственные нейронные сети позволяют использовать в качестве входных параметров данные, представленные в числовой и лингвистической форме. Использование теории нечетких множеств при прогнозировании параметров основывается на предположении, что возможна лингвистическая интерпретация значений временного ряда [9].

Существующие на сегодняшний день подходы к прогнозированию потребления электроэнергии при помощи ИНС и НИНС различаются: количеством выбранных факторов влияния, количеством слоев в сети, архитектурой сети, введением дополнительных этапов для пред- или постобработки данных [1, 8–11].

Таким образом, проведенный анализ показал, что не существует модели или метода, которые со 100 % точностью смогли бы позволить спрогнозировать энергопотребление шахты. Это объясняется как значительным количеством факторов, влияющих на энергопотребление, так и ограничением — часть факторов может быть представлена в лингвистической форме. Такую возможность предоставляют модели и методы, способные работать в условиях неопределенности, например теория нечетких множеств и НИНС.

**Выводы и направление дальнейших исследований.** В результате проведенного анализа моделей и методов, используемых для прогнозирования энергопотребления угледобывающих предприятий, было установлено, что наименьшую погрешность прогнозирования обеспечивают вейвлет-анализ и искусственные нейронные сети. Выявлено, что при прогнозировании необходимо учитывать параметры, часть которых задается в лингвистической форме, а большинство известных методов и моделей могут обрабатывать данные, представленные в числовой форме. Для решения этой проблемы предложено использовать аппарат нечеткой логики, который позволит учесть параметры, задаваемые лингвистическими переменными. В качестве модели для прогнозирования энергопотребления на угледобывающем предприятии следует использовать нечеткие искусственные нейронные сети, объединяющие аппарат нечеткой логики и искусственных нейронных сетей.

Таблица 1

Погрешность известных методов при прогнозе на 1 сутки

| Метод   | Средняя ошибка прогноза, % |
|---|----------------------------|
| Регрессия полиномом 8-го порядка  | 49                         |
| Ряд Фурье, 16 гармоник  | 71                         |
| Вейвлет-анализ, 32 гармоники  | 27,9                       |
| Искусственная нейронная сеть прямого распространения (персептрон 1–5–1) | 4,2                        |

### Библиографический список

1. Сахно, Е. П. К вопросу краткосрочного прогнозирования электрических нагрузок с применением нечетких нейронных сетей [Электронный ресурс] / Е. П. Сахно, Р. А. Дьяченко,

М. Г. Решетняк, К. Ю. Капустин // *Современные проблемы науки и образования*. — 2013. — № 2. — Режим доступа: <http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=8745> (29.10.2019).

2. Староверов, Б. А. Комплексное применение нейронных сетей для автоматизации прогнозирования электропотребления на региональном уровне [Текст] / Б. А. Староверов, М. А. Мормылёв // *Вестник Ивановского государственного энергетического университета*. — 2009. — № 4. — С. 78–81.

3. *Горные науки. Освоение и сохранение недр Земли* [Текст] / Под ред. К. Н. Трубецкого. — М. : Изд-во Академии горных наук, 1997. — 478 с.

4. Валь, П. В. Краткосрочное прогнозирование электропотребления горного предприятия с использованием однофакторных методов [Текст] / П. В. Валь // *Вестник СибГАУ им. ак. М. Ф. Решетнева*. — 2011. — Вып. 2. — С. 12–17.

5. Валь, П. В. Краткосрочное прогнозирование цены на электроэнергию в условиях оптового рынка электроэнергии и мощности [Электронный ресурс] / П. В. Валь, Н. С. Клепче // *Молодежь и наука : сборник материалов VII Всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых / отв. ред. О. А. Краев*. — Красноярск : СФУ. — 2011. — Режим доступа: [http://conf.sfu-kras.ru/sites/mn2011/thesis/s9/s9\\_30.pdf](http://conf.sfu-kras.ru/sites/mn2011/thesis/s9/s9_30.pdf) (29.10.2019).

6. Валь, П. В. Экономическая эффективность прогнозирования электропотребления в условиях оптового рынка электроэнергии и мощности [Электронный ресурс] / П. В. Валь // *Молодежь и наука : сборник материалов VII Всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых / отв. ред. О. А. Краев*. — Красноярск : СФУ. — 2011. — Режим доступа: [http://conf.sfu-kras.ru/sites/mn2011/thesis/s9/s9\\_29.pdf](http://conf.sfu-kras.ru/sites/mn2011/thesis/s9/s9_29.pdf) (29.10.2019).

7. Луценко, Б. Н. Идентификация и использование мультипликативных моделей авторегрессии и проинтегрированного скользящего среднего для прогнозирования процессов с сезонными колебаниями [Текст] / Б. Н. Луценко // *Вычислительные технологии*. — 2008. — Том 13, № 4. — С. 71–88.

8. Манусов, В. З. Краткосрочное прогнозирование электрической нагрузки на основе нечетко нейронной сети и ее сравнение с другими методами [Текст] / В. З. Манусов, Е. В. Бирюков // *Известия Томского политехнического университета*. — 2006. — Том 309, № 6. — С. 153–158.

9. Аверкин, А. Н. Нейросетевые и гибридные модели в моделировании временных рядов [Текст] / А. Н. Аверкин, С. А. Ярушев // *Системный анализ в науке и образовании : электронный журнал*. — 2014. — № 1. — 19 с.

10. Щербаков, М. В. Разработка и исследование гибридных нечетких моделей идентификации для прогнозирования потребления электроэнергии / М. В. Щербаков, М. А. Аль-Гунаид // *Изв. ВолгГТУ. Серия : Актуальные проблемы управления, вычислительной техники и информатики в технических системах. Выпуск 15 : межвуз. сб. науч. ст.* — Волгоград, 2012. — № 15 (102). — С. 66–72.

11. Петрова, И. Ю. Прогнозирование электропотребления с помощью нейро-нечеткой системы ANFIS [Электронный ресурс] / И. Ю. Петрова, А. А. Глебов // *Машиностроение и компьютерные технологии*. — 2006. — № 7. — Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-elektropotrebleniya-s-pomoschyu-neuro-nchetkoy-sistemy-anfis> (29.10.2019).

12. Аверкин, А. Н. Гибридная модель прогнозирования на основе глубинных нейронных сетей и когнитивного моделирования [Текст] / А. Н. Аверкин, С. А. Ярушев // *Гибридные и синергетические интеллектуальные системы : материалы IV Всероссийской Поспеловской конференции с международным участием / под ред. А. В. Колесникова*. — 2018. — С. 323–330; То же [Электронный ресурс]. — Режим доступа: [https://elibrary.ru/download/elibrary\\_34914846\\_20238931.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_34914846_20238931.pdf) (29.10.2019).

13. Староверов, Б. А. Информационная система прогнозирования на основе авторегрессивных нейронных сетей [Текст] / Б. А. Староверов, И. В. Семенов // *Информационные системы и технологии : вопросы теории и практики : материалы I Всероссийской научно-практической конференции / под науч. ред. А. Р. Денисова*. — 2018. — С. 28–33; То же [Электронный ресурс]. — Режим доступа: [https://elibrary.ru/download/elibrary\\_36358056\\_39963509.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_36358056_39963509.pdf) (29.10.2019).

14. Астафьева, Н. М. Вейвлет-анализ : основы теории и примеры применения [Текст] / Н. М. Астафьева // *Успехи физических наук*. — 1996. — Том 166, № 11. — С. 1145–1170.

15. Хайкин, С. Нейронные сети. Полный курс [Текст] : пер. с англ. / С. Хайкин. — [2-е изд.]. — М. : Вильямс, 2006. — 1104 с. : ил.

16. Оссовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / С. Оссовский ; пер. с польского И. Д. Рудинского. — М. : Финансы и статистика, 2002. — 344 с.

© Бизянов Е. Е.

© Гутник А. А.

*Рекомендована к печати начальником Алчевской объединенной налоговой инспекции Государственного комитета налогов и сборов ЛНР Калмыковой Е. Ю., д.э.н., проф., зав. каф. УиА ДонГТУ Гришко Н. В.*

*Статья поступила в редакцию 08.10.19.*

*д.е.н. Бізянов Є. Є., Гутник А. А. (ДонДТУ, м. Алчевськ, ЛНР)*

### **ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ НА ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЮ ВУГЛЕДОБУВНИХ ПІДПРИЄМСТВ В СУЧАСНИХ УМОВАХ**

*Розглянуто проблему прогнозування витрат на електроенергію вугледобувного підприємства. Виявлено основні чинники, що впливають на рівень енергоспоживання: гірничо-геологічні, технологічні, кліматичні, випадкові (викиди, гірничі удари, обвал виробок). Розглянуто методи і математичні моделі, що використовуються сьогодні для прогнозування: регресія, аналіз Фур'є, вейвлет-аналіз, штучні нейронні мережі. Оцінено помилку для кожного з відомих методів. В умовах високого рівня невизначеності, що є характерним для гірничо-геологічних робіт, доцільно для прогнозування рівня витрат на енергоспоживання шахти використовувати нечіткі штучні нейронні мережі.*

**Ключові слова:** *прогноз, часовий ряд, регресійна модель, ряд Фур'є, вейвлет-аналіз, штучна нейронна мережа, нечітка множина, лінгвістична змінна.*

*Dr. Econ. Sciences Bizyanov Y. Y., Hutnik A. A. (DonSTU, Alchevsk, LPR)*

### **THE COST FORECASTING OF MINE ELECTRIC POWER TODAY**

*The forecasting problem of the electricity's cost for coal mine is considered. The main factors affecting the energy consumption level are identified: mining and geological, technological, climatic, random (emissions, rock bursts, collapse of mine workings). The methods and models currently used for forecasting are considered: regression, Fourier analysis, wavelet analysis, artificial neural networks. An error was estimated for each of the known methods. It is shown that in conditions of a high uncertainty that characteristic for mining and geological works is reasonable to use fuzzy artificial neural networks to predict the level of energy consumption for the coal mine.*

**Key words:** *forecast, time series, regression model, Fourier series, wavelet analysis, artificial neural network, fuzzy set, linguistic variable.*