

УДК 004.9

DOI: [10.26102/2310-6018/2024.45.2.023](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.45.2.023)

## Подходы к прогнозированию изменения состояния обеспечивающих компонентов информационно-управляющей системы

Ю.С. Шевнина<sup>1</sup>, П.Е. Рябов<sup>2</sup>, С.В. Прокопчина<sup>2</sup>, Р.А. Кочкаров<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Национальный исследовательский университет «Московский институт электронной техники», Москва, Зеленоград, Российская Федерация

<sup>2</sup>Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

**Резюме.** В статье представлены подходы к прогнозированию динамики состояния обеспечивающих компонентов информационно-управляющих систем на примере моделирования энергосистемы производственного предприятия. Рассмотрен способ моделирования других типов обеспечивающих компонентов на основе предлагаемых подходов. Моделирование состояния энергосистемы производственного предприятия основано на ее представлении в виде множества Т-образных ячеек, состоящих из сопротивления, емкости и индуктивности. Прогнозирование изменения состояния обеспечивающих компонентов информационно-управляющей системы производится с использованием многослойной нейронной сети прямого распространения с учетом нелинейных факторов, определяемых внешним и внутренним состоянием производственной среды. В качестве независимых переменных используются параметры окружающей среды, данные об амортизации исполнительных механизмов и оборудования, нормативные производственные требования, в качестве зависимой – мощность энергосистемы предприятия. При этом расчет мощности производится на основе описанной модели энергосистемы с использованием Т-образных ячеек. Обучение модели производилось на основе накопленных данных. Полученные результаты моделирования состояния обеспечивающих компонентов информационно-управляющих систем показывают, что использование для прогнозирования динамики модели нейронной сети прямого распространения с одним скрытым слоем и шестью узлами в нем позволяет получить точный прогноз мощности с учетом различных нелинейных факторов. Представлены экспериментальные данные, доказывающие эффективность предлагаемых авторами подходов к прогнозированию состояния обеспечивающих компонентов.

**Ключевые слова:** информационно-управляющие системы, прогнозирование состояния, нелинейные факторы, энергосистемы, нейронная сеть прямого распространения.

**Для цитирования:** Шевнина Ю.С., Рябов П.Е., Прокопчина С.В., Кочкаров Р.А. Подходы к прогнозированию изменения состояния обеспечивающих компонентов информационно-управляющей системы. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2024;12(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1549> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.45.2.023

## Approaches to predicting changes in the state of supporting components of an information management system

Yu.S. Shevnina<sup>1</sup>, P.E. Ryabov<sup>2</sup>, S.V. Prokopchina<sup>2</sup>, R.A. Kochkarov<sup>2</sup>

<sup>1</sup>National Research University "Moscow Institute of Electronic Technology", Moscow, Zelenograd, the Russian Federation

<sup>2</sup>Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation

**Abstract.** The article presents approaches to predicting the dynamics of the state of supporting components of information and control systems using the example of modeling the power system of a manufacturing enterprise. A method for modeling other types of supporting components based on the proposed approaches is considered. Modeling the state of the power system of a manufacturing enterprise is based on its representation in the form of a set of T-shaped cells consisting of resistance, capacitance and inductance. Forecasting changes in the state of the supporting components of the information and control system is carried out using a multilayer feed-forward neural network, taking into account nonlinear factors determined by the external and internal state of the production environment. Environmental parameters, data on depreciation of actuators and equipment, and regulatory production requirements are used as independent variables, and the power of the enterprise's energy system is used as a dependent variable. In this case, the power calculation is carried out on the basis of the described power system model using T-shaped cells. The model was trained on the basis of accumulated data. The obtained results of modeling the state of the supporting components of information control systems show that using a feedforward neural network model with one hidden layer and six nodes in it to predict the dynamics allows one to obtain an accurate power forecast taking into account various nonlinear factors. Experimental data are presented that prove the effectiveness of the approaches proposed by the authors for predicting the state of supporting components.

**Keywords:** information and control systems, state forecasting, nonlinear factors, power systems, feedforward neural network.

**For citation:** Shevnina Yu.S., Ryabov P.E., Prokopchina S.V., Kochkarov R.A. Approaches to predicting changes in the state of supporting components of an information management system. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2024;12(2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1549> DOI: 10.26102/2310-6018/2024.45.2.023 (In Russ.).

## Введение

Текущая экономическая ситуация в стране и мире привела к законодательному утверждению направлений на импортозамещение продукции и повышению конкурентоспособности отечественных предприятий. Основной составляющей для достижения поставленных целей, кроме разработки новых и усовершенствования существующих научно-технических методов производства, считается эффективное использование ресурсов: экономических, энергетических, человеческих, информационных и т. д. Таким образом, рациональное ресурсообеспечение предприятия является своевременной и актуальной темой и позволяет экономить затраты, повышать социальную ответственность, увеличивать конкурентоспособность, кроме того, соответствует требованиям законодательства [1, 2].

Очевидно, что недостаточно высокий уровень эффективности использования ресурсов предприятием приводит к снижению качества выпускаемой продукции, повышению ее себестоимости. Среди причин сложившейся проблемной ситуации принято выделять устаревшее оборудование; недостаточное обучение персонала; несоответствие нормативам и стандартам; недостаточное финансирование [2]. Следовательно, решение задач рационального ресурсообеспечения производственного предприятия требует комплексного подхода, учета специфики предприятия и его технологических процессов, грамотного управления ресурсами и персоналом, точного прогнозирования динамики производственных процессов.

## Материалы и методы

В работах [3, 4] подробно описан метод декомпозиции нелинейной системы, применение которого к производственному процессу позволяет выделить использование ресурсов в отдельные обеспечивающие компоненты информационно-управляющей системы (ИУС). При этом учитываются связи с другими компонентами ИУС: основными

(решение задач и достижение цели производства), управляющими (планирование и управляющее воздействие) и развивающими (изменение, оптимизация и повышение эффективности производства). Такое представление компонентов ИУС позволят моделировать их поведение как в совокупности, так и отдельно. При этом отдельные компоненты ИУС представляются как объекты управления с определенными граничными условиями с учетом основных положений системного анализа. Таким образом, целью данного исследования является разработка подходов к моделированию поведения обеспечивающих компонентов ИУС. Для достижения поставленной цели требуется решить ряд задач: разработка математической модели состояния обеспечивающих компонентов ИУС на примере энергосистемы производственного предприятия; разработка модели нейронной сети для прогнозирования изменения состояния обеспечивающих компонентов ИУС; обучение полученной нейронной сети и проведения экспериментальных исследований.

Далее рассмотрим подходы к моделированию состояния обеспечивающих компонентов ИУС на примере энергосистемы производственного предприятия [5, 6].

Длинные электрические линии описываются телеграфными уравнениями:

$$\begin{cases} -\frac{\partial u}{\partial x} = L_0 \frac{\partial i}{\partial t} + R_0 i \\ -\frac{\partial i}{\partial x} = C_0 \frac{\partial u}{\partial t} + G_0 u \end{cases}, \quad (1)$$

где  $L_0$ ,  $C_0$ ,  $R_0$  и  $G_0$  – значения параметров на единицу длины линии.

При нулевых начальных условиях  $u(x, 0) = 0$ ,  $i(x, 0) = 0$  уравнения для изображения переменных – напряжения и тока – имеют вид:

$$\begin{cases} \frac{\partial U(x, s)}{\partial x} = (L_0 s + R_0) I(x, s) \\ \frac{\partial I(x, s)}{\partial x} = (C_0 s + G_0) U(x, s) \end{cases}. \quad (2)$$

Исключая одну из переменных, например,  $I(x, s)$ , получаем:

$$\frac{\partial^2 U(x, s)}{\partial x^2} - (L_0 s + R_0)(C_0 s + G_0) U(x, s) = 0.$$

Решение этого уравнения

$$U(x, s) = C_1 e^{-\gamma x} + C_2 e^{\gamma x}, \quad (3)$$

где  $\gamma = \sqrt{(L_0 s + R_0)(C_0 s + G_0)}$  – коэффициент распространения электромагнитной волны. Интегрируя по  $x$  второе из уравнений (2) и подставляя (3), находим:

$$I(x, s) = Y_C (C_2 e^{\gamma x} - C_1 e^{-\gamma x}), \quad (4)$$

где  $Y_C = \sqrt{\frac{C_0 s + G_0}{L_0 s + R_0}}$  – волновая проводимость линии. С помощью этих соотношений

выразим  $U(x, s)$  и  $I(x, s)$  в произвольном сечении линии через их значения в начале ( $x = 0$ ) линии

$$\begin{cases} U(x, s) = U(0, s) \operatorname{ch} \gamma x - Z_C I(0) \operatorname{sh} \gamma x \\ I(x, s) = I(0, s) \operatorname{ch} \gamma x - Y_C U(0) \operatorname{sh} \gamma x \end{cases}, \quad (5)$$

где  $Z_C = \frac{1}{Y_C}$  – волновое сопротивление линии.

Краевые условия на конце линии ( $x = l$ ) определяются характером подключаемой к линии нагрузки. Пусть нагрузкой является постоянное полное сопротивление  $z_H$ . Тогда на конце линии  $U(l, s) = z_H I(l, s)$ .

Обозначив  $\frac{Z_C}{Z_H} = \beta$  ( $\beta$  – функция  $s$ ), подставив последнее уравнение в (5), выразим через  $U(0, s)$  остальные переменные:

$$\begin{cases} U(x, s) = U(0, s) \left( \operatorname{ch} \gamma x - \frac{\beta \operatorname{ch} \gamma l + \operatorname{sh} \gamma l}{\operatorname{ch} \gamma l + \beta \operatorname{sh} \gamma l} \operatorname{sh} \gamma x \right) \\ I(x, s) = \frac{U(0)}{Z_C} \left( \frac{\beta \operatorname{ch} \gamma l + \operatorname{sh} \gamma l}{\operatorname{ch} \gamma l + \beta \operatorname{sh} \gamma l} \operatorname{ch} \gamma x - \operatorname{sh} \gamma x \right) \end{cases}. \quad (6)$$

Уравнения сложны. Представляет интерес рассмотреть некоторые частные случаи. Первый из них – случай «настроенной» линии, к которой подключается нагрузка с сопротивлением, равным волновому:  $Z_H = Z_C$ ,  $\beta = 1$ . В этом случае получаем:

$$\begin{cases} U(x, s) = U(0) (\operatorname{ch} \lambda x - \operatorname{sh} \gamma x) = U(0) e^{-\gamma x} \\ I(x, s) = \frac{U(0)}{Z_C} (\operatorname{ch} \gamma x - \operatorname{sh} \gamma x) = \frac{U(0)}{Z_C} e^{-\gamma x} \end{cases}. \quad (7)$$

Данное уравнение также является сложным, поскольку  $\gamma$  – довольно сложная иррациональная функция. Рассмотрим дальнейшие упрощения. Пусть настроенная линия идеальна, т. е. не имеет потерь энергии ( $R_0 = 0$ ,  $G_0 = 0$ ). Тогда  $\gamma = s \sqrt{L_0 C_0} = \frac{s}{v_0}$  ( $v_0$  для воздушных линий равна скорости света). Из (7) получим:

$$U(x, s) = U(0) e^{-xs/v_0} = U(0) e^{-\tau x},$$

$$I(x, s) = \frac{U(0)}{Z_C} e^{-\tau x},$$

т. е. настроенная линия без потерь ведет себя, как звено с чистым запаздыванием, причем время запаздывания пропорционально удалению рассматриваемого сечения от начала линии. По линии движется волна со скоростью света от начала к концу.

Пусть теперь в настроенной линии сопротивление и проводимость утечки подобраны так, что имеет место соотношение  $\frac{L_0}{R_0} = \frac{C_0}{G_0} = T_0$ .

Тогда  $\gamma = \sqrt{R_0 G_0} (T_0 s + 1) = \alpha (T_0 s + 1)$ ,  $Y_C = \sqrt{\frac{G_0}{R_0}} = \delta$ ,  $U(x, s) = U(0) e^{-\alpha T_0 s x} e^{-\alpha x}$ ,

$I(x, s) = \delta U(0) e^{-\alpha T_0 s x} e^{-\alpha x}$ , т. е. линию можно представить как последовательное соединение звена с чистым запаздыванием и звена затухания, в котором амплитуда волны затухает по мере удаления от начала.

При исследовании энергосистем прибегают к моделированию линий электропередачи с помощью цепочечных схем, составленных из последовательно включенных Т-образных или П-образных ячеек (Рисунок 1). Из-за больших сопротивлений по сравнению с сопротивлением реальных линий ячейки должны иметь большие размеры и число их получается большим, что делает модели весьма дорогими и громоздкими [7]. При моделировании электрических процессов (замыканий, перенапряжений и т. п.) подобные модели используются. Но если исследовать влияние линии электропередачи (ЛЭП) на сравнительно медленные процессы регулирования турбин и генераторов, то требования к модели ЛЭП можно существенно ослабить.

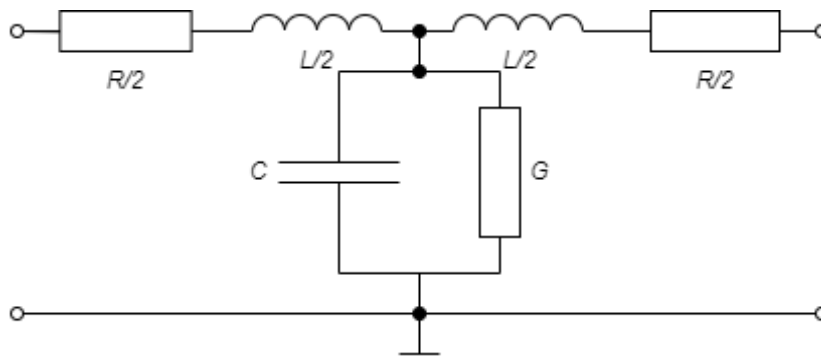


Рисунок 1 – Ячейка для моделирования линии электропередачи  
Figure 1 – Cell for power line simulation

Если ЛЭП должна пропускать с малыми искажениями экспоненциальные процессы с постоянной времени  $T$ , то границу полосы пропускаемых частот по линии можно оценить как  $\omega_{\Pi} \approx \frac{4\pi}{T}$ .

Уравнение цепочечной схемы имеют вид:

$$\begin{cases} U(s, n) = U(s, 0) chn\beta - ZI(s, 0) shn\beta \\ I(s, n) = I(s, 0) chn\beta - YU(s, 0) shn\beta \end{cases} \quad (8)$$

где  $n$  – число одинаковых ячеек. По форме уравнения (8) и (5) сходны, но значения  $Z$ ,  $Y$  и  $\beta$  отличаются от  $Z_C$ ,  $Y_C$  и  $\gamma$  линии с распределенными параметрами. Так, для Т-образной схемы имеем:

$$ch\beta = 1 + \frac{1}{2}(Ls + R)(Cs + G), \quad Z(s) = \sqrt{\frac{Ls + R}{Cs + G}} \sqrt{1 + \frac{(Ls + R)(Cs + G)}{4}} = \frac{1}{Y(s)}.$$

Из сопоставления уравнений получаем следующие условия идеального моделирования:  $n\beta = \gamma l$ ,  $Z(s) = Z_C(s)$ .

Расшифруем эти условия для Т-образной схемы:

$$ch\beta = 1 + \frac{1}{2}(Ls + R)(Cs + G) = ch\frac{\gamma l}{n} = ch\frac{l}{n}\sqrt{(L_0s + R_0)(C_0s + G_0)},$$

$$\frac{Ls + R}{Cs + G} \left[ 1 + \frac{(Ls + R)(Cs + G)}{4} \right] = \frac{L_0s + R_0}{C_0s + G_0}.$$

Подставляя значения  $L = \frac{k_1 l}{n} L_0$ ,  $R = \frac{k_1 l}{n} R_0$ ,  $C = \frac{k_2 l}{n} C_0$ ,  $G = \frac{k_2 l}{n} G_0$  и учитывая выражения для  $\gamma$ , получаем:  $1 + \frac{k_1 k_2 \gamma^2 l^2}{2n^2} = ch\frac{\gamma l}{n}$ ,  $\frac{k_1}{k_2} \left[ 1 + \frac{k_1 k_2 \gamma^2 l^2}{4n^2} \right] = 1$ , откуда

$$k_1 = \frac{2n \left( ch\frac{\gamma l}{n} - 1 \right)}{\gamma l sh\frac{\gamma l}{n}}, \quad k_2 = \frac{n sh\frac{\gamma l}{n}}{\gamma l}. \quad (9)$$

Точное моделирование, при котором коэффициенты  $k_1$  и  $k_2$  должны быть постоянными и вещественными, возможно лишь для установившегося режима на одной определенной частоте переменного тока. Удовлетворяя условиям моделирования на синхронной частоте  $\omega_c$  и учитывая, что потери малы, получаем  $\gamma^2 \approx \frac{\omega_c^2}{v^2}$ , где  $v$  – скорость света.

Разлагая  $k_1$  и  $k_2$  по степеням  $\frac{\omega_c l}{vn}$  и отбрасывая малые высших порядков, находим приближенные выражения для этих коэффициентов, известных под названием коэффициентов Кеннели:  $k_1 \approx 1 - \frac{\omega_c^2 l^2}{12v^2 n^2}$ ,  $k_2 \approx 1 + \frac{\omega_c^2 l^2}{6v^2 n^2}$ .

При измерении частоты переменного тока условия моделирования неизбежно нарушаются. Наличие медленных процессов приводит к амплитудной модуляции основной частоты.

Потребуем, чтобы изменения коэффициентов Кеннели при изменении частоты на  $\Delta\omega$  не превышали 5%. Так как приращение коэффициента  $k_2$  вдвое больше, чем приращение  $k_1$ , достаточно добиться заданной точности для  $k_2$ . Имеем:

$$|\Delta k_2| = \frac{\left| (\omega_c + \Delta\omega)^2 - \omega_c^2 \right| l^2}{6v^2 n^2} \approx \frac{\omega_c \Delta\omega l^2}{3v^2 n^2}.$$

Полагая  $\frac{|\Delta k_2|}{k_2} \leq 0,05$ , находим:  $\frac{l}{n} \leq \frac{v}{\omega_c} \sqrt{\frac{0,15\omega_c}{\Delta\omega - 0,025\omega_c}}$ .

Заданная полоса частот при наличии медленных процессов с постоянной времени  $T$  имеет вид:  $\Delta\omega = \omega_{\Pi} \approx \frac{4\pi}{T}$ .

Отсюда по заданной постоянной  $T$  и длине линии  $l$  нетрудно найти число ячеек  $n$ . В Таблице 1 приведены данные для  $l = 1000 \text{ км}$ ,  $\omega_c = 314 \text{ рад/с}$ .

Таблица 1 – Количество ячеек для заданной длины линии  
Table 1 – Number of cells for a given line length

$T, c$	$\Delta\omega, \text{рад/с}$	$f, \text{Гц}$	$n$ (теор.)	$n$ (практ.)
0,001	12560	2000	16,3	17
0,01	1256	200	5,2	6
0,02	628	100	3,7	4
0,05	251,2	40	2,35	3
0,1	125,6	20	1,69	2
0,5	25,12	4	0,84	1

### Использование нейронных сетей для прогнозирования состояния обеспечивающих компонентов информационно-управляющих систем

С учетом вышеизложенного, для решения задач эффективного использования ресурсов производственного предприятия требуется не только их правильное распределение на основе расчетов и нормативных требований в текущий момент времени, но и прогнозирование распределения с учетом нелинейных факторов: рисков, изменения состояния внутренней и внешней производственной среды.

Для решения задач прогнозирования в настоящее время хорошо зарекомендовали себя нейронные сети, представляющие собой алгоритмы машинного обучения с функциями оценки и приближенного выражения управляющей функции на основе входных данных [8, 9]. Для разработки прогностических моделей с помощью машинного обучения необходимо сначала определить независимые и зависимые переменные. В качестве независимых переменных используются параметры окружающей среды, данные об амортизации исполнительных механизмов и оборудования, нормативные производственные требования, в качестве зависимой – мощность энергосистемы предприятия. При этом расчет мощности производится на основе описанной выше модели энергосистемы с использованием T-образных ячеек. Обучение модели производилось на основе накопленных экспериментальных данных. Размер обучающей выборки составил 300 комплектов данных, тестовой – 500 комплектов. В качестве алгоритма обучения использовалась многослойная нейронная сеть прямого распространения (МНСПР). Поскольку рассматриваемая задача является регрессионной, целесообразно использовать один скрытый слой. Однослойная нейронная сеть требует меньше вычислительных ресурсов для обучения и прогнозирования, чем более сложные модели, поскольку имеет простую архитектуру и интерпретируемость. Кроме того, нейронная сеть с одним скрытым слоем имеет меньше параметров, что позволяет снизить риск переобучения, связанный с недостатком данных, и улучшить обобщающую способность модели. Дополнительным преимуществом нейронной сети с одним скрытым слоем перед сетями с двумя и более слоями является более высокая скорость обучения. Количество узлов в скрытом слое задавалось в диапазоне от 2 до 35.

### Результаты

В ходе эксперимента по прогнозирования выполнено 10000 попыток [10–12]. Для измерения производительности моделей и проведения соответствующих сравнений в качестве показателей выступали среднеквадратичная ошибка (СКО), время обучения и точность предсказания. Для оценки точности прогноза используется среднеквадратичная ошибка между фактическими и предсказанными значениями. Результаты анализа ошибок для тестовой выборки представлены на Рисунке 2. Результаты моделирования по экспериментальным данным приведены в Таблице 2.



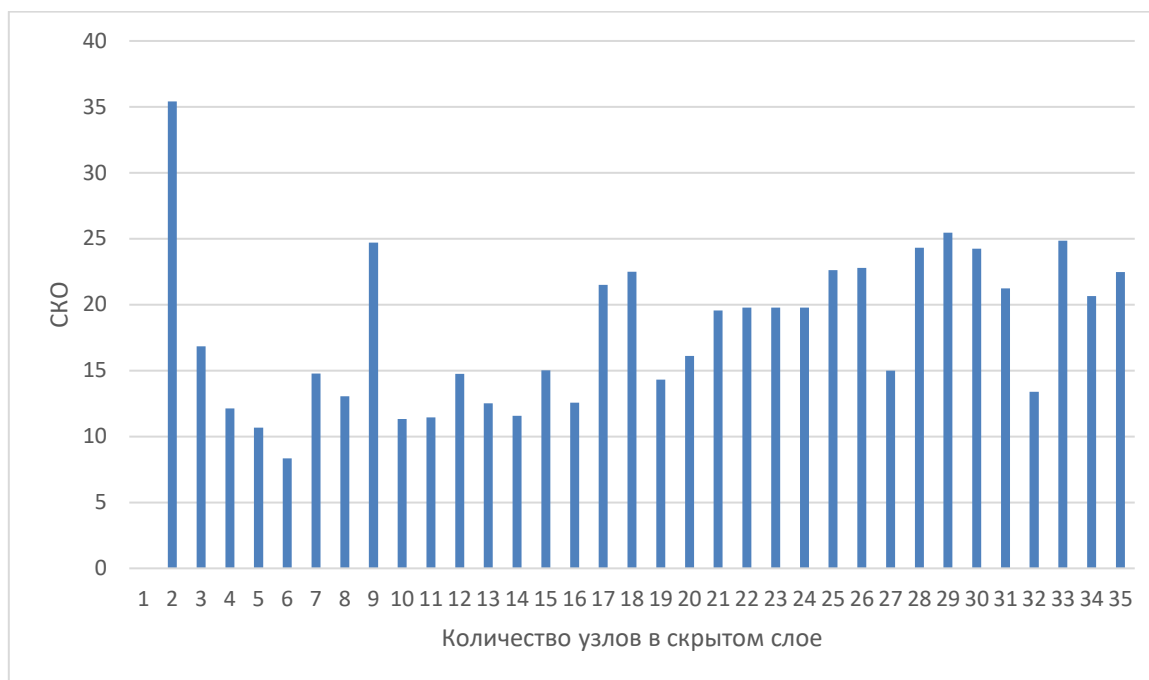


Рисунок 2 – Зависимость СКО от числа узлов в скрытом слое нейронной сети

Figure 2 – Dependence of the standard deviation on the number of nodes in the hidden layer of the neural network

Таблица 2 – Результаты моделирования энергосистемы производственного предприятия

Table 2 – Results of modeling the power system of a manufacturing enterprise

Тип модели	СКО	Время обучения	Точность прогноза
МНСПР 2	35,41	0:02:18	82,7%
МНСПР 3	16,84	0:02:55	96,2%
МНСПР 4	12,14	0:03:38	96,2%
МНСПР 5	10,67	0:04:33	96,2%
МНСПР 6	8,35	0:04:54	98,1%
МНСПР 7	14,77	0:06:06	96,2%
МНСПР 8	13,06	3:19:52	96,2%
...	...	...	...
МНСПР 29	25,46	0:31:00	90,4%
МНСПР 30	24,25	0:34:31	90,4%
МНСПР 31	21,23	0:42:16	90,4%
МНСПР 32	13,4	3:38:17	96,2%
МНСПР 33	24,84	0:47:06	90,4%
МНСПР 34	20,65	0:53:14	90,4%
МНСПР 35	22,46	0:58:16	90,4%

Из приведенных данных очевидно, что наилучшей моделью для прогнозирования состояния обеспечивающих компонентов ИУС является нейронная сеть с 6 узлами в скрытом слое.

Таким образом, полученные результаты моделирования состояния обеспечивающих компонентов ИУС показывают, что использование для прогнозирования динамики модели нейронной сети прямого распространения с одним скрытым слоем и шестью узлами в нем позволяет получить точный прогноз мощности с учетом различных нелинейных факторов. Прогнозируемые значения мощности



энергосистемы производственного предприятия, полученные на основе накопленных данных, в целом очень близки к фактическим значениям.

### Обсуждение

Рассмотренный подход может быть использован для моделирования состояния других типов ресурсов производственного предприятия. Для этого следует выбрать математическую модель для описания состояния требуемого типа ресурсов. Для прогнозирования динамики состояния возможно использование разработанной нейронной сети без изменений.

### Заключение

Представленные в статье подходы к прогнозированию изменения состояния обеспечивающих компонентов ИУС позволяют получить точные данные для эффективного распределения ресурсов производственного предприятия. В качестве примера рассмотрено прогнозирование динамики энергосистемы с использованием для моделирования Т-образных ячеек из сопротивления, емкости и индуктивности с последующим прогнозом распределения мощности энергосистемы с учетом нелинейных факторов. Проведенный эксперимент показал высокую прогнозную точность (98,1 %), что свидетельствует об эффективности предлагаемого подхода.

### СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Лясковская Е.А., Курбангалиев М.Р. Проблемы электроэнергетики и возможности рационального энергопотребления предприятий. *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Экономика и менеджмент*. 2017;11(3):108–115.  
Lyaskovskaya E.A., Kurbangaliev M.R. Electric power problems and possibilities for efficient energy consumption at enterprises. *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Ekonomika i menedzhment = Bulletin of the South Ural State University. Series: Economics and Management*. 2017;11(3):108–115. (In Russ.).
2. Чилдебаев Б.С., Арзалиев Б., Камаридинов Ж., Айдаров Р. Обоснование рисков энергообеспечения производства и меры предотвращения рисков. *Вестник науки и образования*. 2022;(5-2):7–11.  
Childebaev B.S., Arzaliev B., Kamaridinov Zh., Aidarov R. Justification of energy supply risks production and risk prevention measures. *Vestnik nauki i obrazovaniya*. 2022;(5-2):7–11. (In Russ.).
3. Шевнина Ю.С. Метод декомпозиции сложной нелинейной системы на основе процессного подхода. *Системы управления и информационные технологии*. 2021;(3):24–29. <https://doi.org/10.36622/VSTU.2021.85.3.005>  
Shevnina Ju.S. Decomposition method for a complex nonlinear system based on a process approach. *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii*. 2021;(3):24–29. (In Russ.). <https://doi.org/10.36622/VSTU.2021.85.3.005>
4. Шевнина Ю.С. Иерархическая модель нелинейной динамической системы. *Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки*. 2021;(8):135–139. <https://doi.org/10.37882/2223-2966.2021.08.40>  
Shevnina Yu.S. Hierarchical model nonlinear dynamic system. *Sovremennaya nauka: aktual'nye problemy teorii i praktiki. Seriya: Estestvennye i tekhnicheskie nauki =*

- Modern Science: actual problems of theory and practice. Series: Natural and Technical Sciences.* 2021;(8):135–139. (In Russ.). <https://doi.org/10.37882/2223-2966.2021.08.40>
5. Шевнина Ю.С. Автоматизация оценки состояния электросети в удаленных районах России с использованием смарт-структур. *Программные продукты и системы.* 2022;(2):240–245. <https://doi.org/10.15827/0236-235X.138.240-245>  
Shevnina Yu.S. Automating the assessment of the power grid state in remote areas of Russia using smart structures. *Programmnye produkty i sistemy = Software & Systems.* 2022;(2):240–245. (In Russ.). <https://doi.org/10.15827/0236-235X.138.240-245>
  6. Бойкова Т.В., Григорьев А.С., Маколкин Д.В., Королев С.А., Тутнов И.А. Качество и надежность энергосистем малой мощности. *Надежность и качество сложных систем.* 2023;(3):28–37. <https://doi.org/10.21685/2307-4205-2023-3-4>  
Boykova T.V., Grigoriev A.S., Makolkin D.V., Korolev S.A., Tutnov I.A. Quality and reliability of low-power power systems. *Nadezhnost' i kachestvo slozhnykh sistem = Reliability & Quality of Complex Systems.* 2023;(3):28–37. (In Russ.). <https://doi.org/10.21685/2307-4205-2023-3-4>
  7. Петров В.Л., Кузнецов Н.М., Морозов И.Н. Управление спросом на электроэнергию в горнопромышленном секторе на основе интеллектуальных электроэнергетических систем. *Горный информационно-аналитический бюллетень.* 2022;(2):169–180. [https://doi.org/10.25018/0236\\_1493\\_2022\\_2\\_0\\_169](https://doi.org/10.25018/0236_1493_2022_2_0_169)  
Petrov V.L., Kuznetsov N.M., Morozov I.N. Electric energy demand management in mining industry using smart power grids. *Gornyi informatsionno-analiticheskii byulleten' = Mining Informational and Analytical Bulletin.* 2022;(2):169–180. (In Russ.). [https://doi.org/10.25018/0236\\_1493\\_2022\\_2\\_0\\_169](https://doi.org/10.25018/0236_1493_2022_2_0_169)
  8. Борисов В.В., Курилин С.П., Жарков А.П., Соколов А.М. Многомерное прогнозирование состояния неоднородных электромеханических систем для управления рисками нарушения их работоспособности на основе нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей. *Системы управления, связи и безопасности.* 2022;(4):83–102. <https://doi.org/10.24412/2410-9916-2022-4-83-102>  
Borisov V.V., Kurilin S.P., Zharkov A.P., Sokolov A.M. Multidimensional prediction of heterogeneous electromechanical systems for risk management based on fuzzy temporal ontological and cognitive models. *Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti = Systems of Control, Communication and Security.* 2022;(4):83–102. (In Russ.). <https://doi.org/10.24412/2410-9916-2022-4-83-102>
  9. Yarushkina N.G., Moshkin V.S., Andreev I.A., Ishmuratova G.I. Hybridization of fuzzy time series and fuzzy ontologies in the diagnosis of complex technical systems. In: *Data Science Session at the 5th International Conference on Information Technology and Nanotechnology, DS-ITNT 2019: Ceur Workshop Proceedings: DS-ITNT 2019 – Proceedings of the Data Science Session at the 5th International Conference on Information Technology and Nanotechnology, 21-24 May 2019, Samara, Russia.* 2019. P. 252–259. <https://doi.org/10.18287/1613-0073-2019-2416-252-259>
  10. Борисов В.В., Луферов В.С. Метод многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов на основе нечетких когнитивных темпоральных моделей. *Системы управления, связи и безопасности.* 2020;(2):1–23.  
Borisov V.V., Lufarov V.S. The method of multidimensional analysis and forecasting states of complex systems and processes based on Fuzzy Cognitive Temporal Models. *Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti = Systems of Control, Communication and Security.* 2020;(2):1–23. (In Russ.).

11. Ярушкина Н.Г., Мошкин В.С., Ишмуратова Г.Р., Андреев И.А., Мошкина И.А. Применение способа интеграции нечетких временных рядов и нечетких онтологий в задачах диагностики технических систем. *Онтология проектирования*. 2018;8(4):594–604. <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2018-8-4-594-604>  
Yarushkina N.G., Moshkin V.S., Ishmuratova G.R., Andreev I.A., Moshkina I.A. Application of fuzzy time series and fuzzy ontology integration in diagnostics of technical systems. *Ontologiya proektirovaniya = Ontology of Designing*. 2018;8(4):594–604. (In Russ.). <https://doi.org/10.18287/2223-9537-2018-8-4-594-604>
12. Федулов А.С. Нечеткие реляционные когнитивные карты. *Известия Российской академии наук. Теория и системы управления*. 2005;(1):120–132.  
Fedulov A.S. Fuzzy relational cognitive maps. *Izvestiya Rossiiskoi akademii nauk. Teoriya i sistemy upravleniya = Journal of Computer and Systems Sciences International*. 2005;44(1):112–124.

### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Шевнина Юлия Сергеевна**, кандидат технических наук, доцент, Национальный исследовательский университет «Московский институт электронной техники», Москва, Зеленоград, Российская Федерация.

*e-mail:* [yusm@rambler.ru](mailto:yusm@rambler.ru)

ORCID: 0000-0001-8315-8070

**Yulia S. Shevnina**, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, National Research University "Moscow Institute of Electronic Technology", Moscow, Zelenograd, the Russian Federation.

**Рябов Павел Евгеньевич**, доктор физико-математических наук, доцент, профессор, Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Российская Федерация.

*e-mail:* [peryabov@fa.ru](mailto:peryabov@fa.ru)

ORCID: 0000-0001-5401-3796

**Pavel E. Ryabov**, Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor, Professor, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation.

**Прокопчина Светлана Васильевна**, доктор технических наук, профессор, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация.

*e-mail:* [svprokopchina@fa.ru](mailto:svprokopchina@fa.ru)

ORCID: 0000-0001-5500-2781

**Svetlana V. Prokopchina**, Doctor of Technical Sciences, Professor, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation.

**Кочкаров Расул Ахматович**, кандидат экономических наук, доцент, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация.

*e-mail:* [rkochkarov@fa.ru](mailto:rkochkarov@fa.ru)

ORCID: 0000-0003-3186-3901

**Rasul A. Kochkarov**, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, the Russian Federation.

*Статья поступила в редакцию 13.04.2024; одобрена после рецензирования 13.05.2024; принята к публикации 15.05.2024.*

*The article was submitted 13.04.2024; approved after reviewing 13.05.2024; accepted for publication 15.05.2024.*