

DOI: 10.12737/article\_58e613381f46a2.46591409

Макаров А.Н., аспирант

Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет

## ИСКУССТВЕННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ ОРГАНИЗАЦИИ И УПРАВЛЕНИЯ СТРОИТЕЛЬНЫМ ПРОЦЕССОМ

anmakarof@yandex.ru

Для эффективной организации и управления строительными процессами необходимо иметь технологии для анализа и оценки их состояния, а также для прогнозирования их развития. На данный момент эта область строительного производства недостаточна изучена, существует малое количество эффективных компьютерных технологий, позволяющих частично автоматизировать принятие организационно-управленческих решений. Один из современных методов их создания базируется на использовании искусственных нейронных сетей (ИНС). Автор приводит преимущества данной методологии в сравнении с классическим регрессионным анализом.

Статья посвящена созданию ИНС, аппроксимирующей строительный процесс возведения кровельных конструкций. С помощью системного анализа и экспертных опросов разработана 4-слойная ИНС прямого распространения с количеством узлов 12-5-4-1. Для ввода и вывода информации автор использует концепцию теории нечетких множеств, решая этим проблемы неопределенности и оценки качественных параметров системы. Подробно отображено функционирование каждого слоя ИНС. В заключении автор обозначает задачи последующего исследования, связанные с обучением ИНС и внедрением в строительную компанию.

**Ключевые слова:** организация и управление строительным процессом, кровельные конструкции, искусственная нейронная сеть (ИНС), поддержка принятия решений.

**Введение.** В настоящее время идет активная разработка и внедрение в большинство сфер строительной отрасли различных новых информационных технологий [1], призванных автоматизировать часть входящих в нее процессов, что позволит сократить продолжительность и стоимость, а также повысить их качество. Но при этом процедура организации и управления строительными процессами остается слабо формализованной, их оценка и регулирование в основном остается прерогативой инженерно-технических работников (ИТР) строительных компаний и руководителей проекта, при этом часто практикуется эвристический подход к решению данных проблем. Это связано с малым количеством эффективного программного обеспечения, способного к достоверной оценке и прогнозированию строительного процесса, имеющего достаточно широкий спектр применения и высокую скорость внедрения. Разработаны различные базы данных, структурирующие поступающую со строительных объектов информацию, и ряд экспертных систем, осуществляющих поддержку принятия организационно-технологических решений при производстве работ [2]. Последние за счет большой стоимости и времени внедрения, получили малое практическое распространение, и пока носят больше экспериментальный характер. Обозначенная проблема существует, в том числе, из-за сложности восстановления регрессий в сфере организационно-технологических процессов строительства,

связанной с большим количеством параметров [3], трудностями их численной оценки, большим влиянием человеческого фактора, а также большой трудоемкостью постановки натуральных экспериментов.

**Методология.** В последние 20 лет, наряду с методологией классического регрессионного анализа, идет активное внедрение ПО, разработанного на основе искусственных нейронных сетей (ИНС), в различных областях человеческой деятельности, в том числе и в строительстве [4, 5, 6]. Это обусловлено, во-первых, универсальностью ИНС за счет свободной архитектуры построения, которая может включать несколько уровней с различными наборами связей между элементами, тем самым ИНС может быть применена почти к любому «дереву свойств», полученному в результате системного анализа объекта исследования. Во-вторых, сравнительно простыми и легко программируемыми алгоритмами обучения сети, позволяющими получать искомые зависимости в различных условиях и в короткие сроки, обеспечивая низкую трудоемкость создания и высокую адаптивность ИНС. В-третьих, наличием специфических инструментов, таких, как порог, функция активации, обратные связи, память и другие, которые позволяют ИНС аппроксимировать зависимости в многофакторных сложно формализуемых задачах [7]. Теоретические и практические результаты исследований различных процессов с помощью ИНС, показали, что использование данного

подхода в задачах восстановления зависимостей не уступает классическому методу восстановления регрессий, и часто дает лучшие результаты [8]. В России применение ИНС для исследований по строительной тематике носит локальный характер [9, 10] и недостаточно развито, в отличие от мировой научной деятельности, имеющей теоретические и практические результаты успешной реализации ИНС в различных областях строительства, в том числе в сфере организации и управления производством, от земляных работ [11] до эксплуатации построенных объектов [12]. Данное исследование посвящено созданию инструмента на основании ИНС для оценки и прогнозирования строительного процесса по возведению кровельных конструкций, предназначенного для поддержки принятия организационно-технологических и управленческих решений на стадии планирования и производства строительных работ. В статье представлены результаты работы автора, посвященной

созданию архитектуры ИНС и формированию законов ее функционирования.

**Основная часть.** Автор разработал ИНС на основе многослойного перцептрона, первая модель которого была создана Ф. Розенблатом [13]. Структура ИНС (рис.1) строится вокруг 5 основных параметров:  $Q_w$  – квалификация рабочих,  $C_s$  – строительный контроль,  $I_t$  – информационная технология,  $T_s$  – трудовые ресурсы,  $W_c$  – погодные условия, и главных переменных системы (критериев ее оценки):  $E$  – эффективность,  $S$  – безопасность,  $Q$  – качество,  $R$  – ресурсосбережение. Указанные параметры входят в массив факторов, оказывающих влияние на объект исследования, который получен в ходе его системного анализа. В результате анкетного опроса экспертов из строительной отрасли были выявлены 5 приоритетных параметров [14], указанных выше, которые являются нейронами второго слоя ИНС.

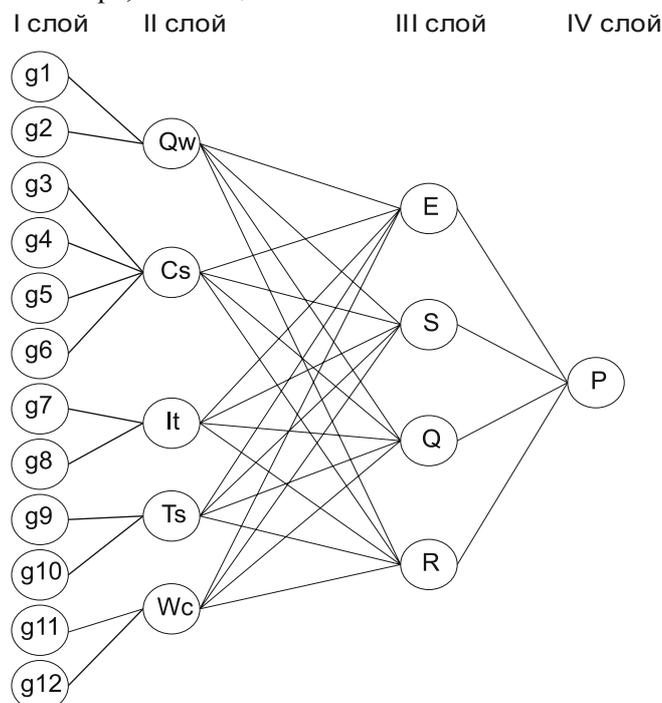


Рис. 1. Структура ИНС

Первый или входной слой ИНС – это сенсоры, которые воспринимают поступающую из внешней среды информацию и преобразуют ее на язык системы. Данный слой состоит из элементарных организационно-технологических факторов строительного процесса, которые принадлежат массиву, полученному путем морфологического анализа параметров системы. По аналогичной процедуре с привлечением экспертов из данного массива были выделены приоритетные факторы, некоторые из них были объединены в один на основании положительной корреляционной связи между ними. Таким обра-

зом каждый нейрон второго слоя имеет свой уникальный набор сенсоров  $Q_w$ :  $g_1$  – опыт работы, компетенции,  $g_2$  – трудовая дисциплина (данный фактор объединяет в себе такие понятия, как субординация, бережное отношение к инструменту и стройматериалам, отсутствие ненормированных перерывов и т.п.);  $C_s$ :  $g_3$  – мастер,  $g_4$  – прораб,  $g_5$  – инженер технического надзора,  $g_6$  – начальник участка;  $I_t$ :  $g_7$  – исполнительная документация,  $g_8$  – электронный документооборот (включает в себя также оснащение строительного участка необходимой компьютерной техникой, ведение фотоконтроля);  $T_s$ :  $g_9$

- комплектация звеньев (в соответствии с нормам организации труда и состава работ),  $g_{10}$  – состав производственных потоков (в соответствии с графиком производства работ);  $Wc$ :  $g_{11}$  – непосредственно погодные условия,  $g_{12}$  – выполнение необходимых дополнительных мероприятий по производству работ в специфических погодных условиях. Каждый сенсор  $g$  представляет собой элементарный организационно-технологический фактор, для измерения которого применяется разработанный в предыдущих работах [15] аппарат измерения компонентов системы АИКС (рис.2). на основе теории нечетких множеств [16].

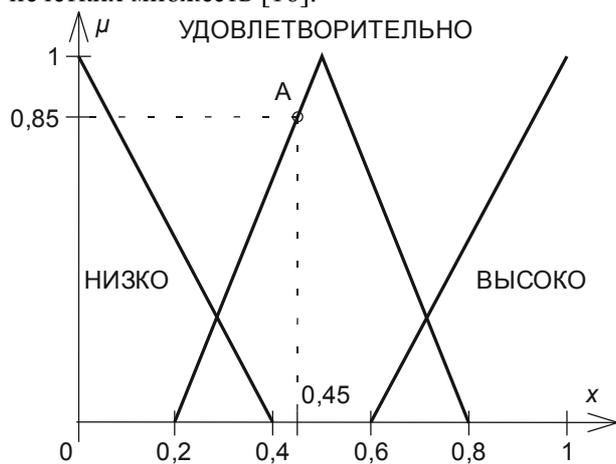


Рис. 2. Аппарат измерения компонентов системы (АИКС)

Каждый нейрон ИНС разработан на основе структуры искусственного нейрона МакКалокка-Питтса и включает в себя каналы связи - синапсы, по которым передаются сигналы к нейронам сети, сумматор, формирующий входной сигнал нейрона, функцию активации, которая преобразует полученную нейроном информацию в выходной сигнал. В созданной ИНС отсутствует классическое понятие порога – величины, регулирующей включение нейрона в зависимости от поступившего на него значения суммарного сигнала. Таким образом сгенерированные на нейронах второго слоя сигналы передается на третий слой нейронов, которыми выступают главные переменные системы (E, S, Q, R). На данном слое происходит переработка полученной информации о параметрах системы в соответствии с важнейшими критериями строительного процесса. Полученные после преобразования функциональные сигналы с третьего слоя передаются на последний или выходной слой сети, который имеет один нейрон – потенциал строительного процесса (P), представляющий собой интегральную оценку всей системы. В данном нейроне происходит свертка всей извлеченной из объекта исследования информации, которая преобразуется ИНС в одно значение,

являющееся выходом сети. Проводя аналогию с человеческим мозгом, по примеру которого возникли первые ИНС, выходной нейрон (P) – это окончательный вывод о каком-либо объекте или процессе, который человек подверг анализу по нескольким важнейшим критериям (нейроны E, S, Q, R), основываясь на переработанной им информации (нейроны Wc, It, Ts, Cs, Qw), которую он получил из органов чувств (сенсоры g).

**1-слой – сенсоры.** Оператор, в роли которого выступает руководитель проекта, обрабатывает полученную от реальной системы информацию по каждому элементарному фактору и оценивает его с помощью АИКС, сначала определяя лингвистический терм, заданный в виде нечеткого множества, а затем степень принадлежности  $\mu$  к нему. Тем самым оператор задает координаты точки ввода  $(x | \mu)$ , например, точка A (0,45|0,85), принадлежащая лингвистическому терму – «удовлетворительно». В сенсоре происходит дефаззификация полученной информации в сигнал  $x$ , который представляет собой абсциссу точки ввода в системе координат АИКС. Таким образом выполняется цепь операций кодирования полученной из внешней среды информации на язык системы. Вектор входных сигналов ИНС запишем в виде  $\{x_g\}^m$ , где  $g$  – индекс сенсора,  $m$  – количество сенсоров.

**2-слой – нейроны параметров Qw, Cs, It, Ts, Wc.** На данном слое каждый нейрон  $j$  имеет набор своих уникальных сенсоров  $g \in G_j$ , от которых по синапсам поступает вектор входных сигналов  $\{x_g\}^{G_j}$ . Каждый канал связи имеет свою пропускную способность или синаптический вес  $w_{gj}$ . Следовательно, на нейрон поступает вектор импульсов  $\{x_g w_{gj}\}^{G_j}$ , который с помощью сумматора преобразуется в единственный входной функциональный сигнал, индуцированное локальное поле нейрона

$$v_j = \sum_g^{G_j} x_g w_{gj}. \quad (1)$$

В нейроне индуцированное локальное поле преобразуется согласно функции активации. Исследуемая система включает в себя множество нелинейных процессов, также для применения некоторых алгоритмов обучения, функция активации должна быть непрерывно дифференцируема. Известно, что сигмоидальные функции хорошо зарекомендовали себя в задаче восстановления регрессии с помощью нейронных сетей [17]. В связи с этим за функцию активации примем логистическую функцию

$\varphi(v) = 1 / (1 + \exp(-av))$ , где  $a$  – константа, отвечающая за наклон функции  $\varphi(v)$ . На данном этапе исследования примем условие

$$\sum_{i=1}^i w_i = 1, \tag{2}$$

где  $i$  – количество связей, приходящих на один нейрон ИНС. Тогда максимально возможное индуцированное локальное поле нейрона  $v = 1$  при значении всех входных сигналов  $x_g = 1$ .

Подберем коэффициенты функции  $\varphi(v)$  таким образом, чтобы по возможности сократить участки резкого линейного роста и насыщения сигмоиды в интервале аргумента  $[0; 1]$ , для этого примем константу  $a = 8$  и зададим смещение равное 4, тогда получим следующую функцию активации

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(4 - 8v)}, \tag{3}$$

график которой изображен на рис. 3.

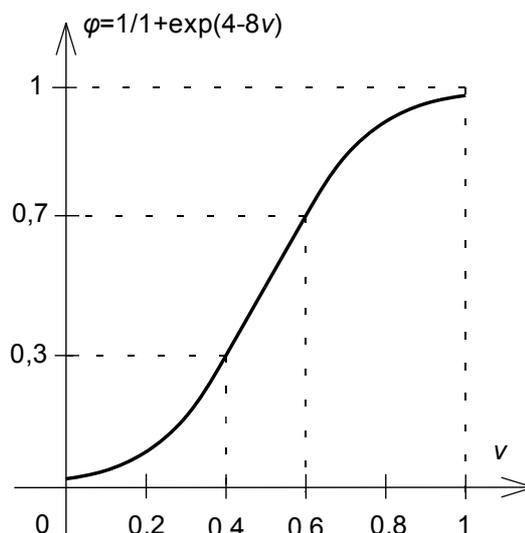


Рис. 3. Функция активации нейронов  $j$  и  $k$

От константы  $a$  зависит степень увеличения сильных сигналов и уменьшения слабых, это будет иметь влияние на сходимость ИНС, поэтому константа  $a$  может быть изменена в процессе обучения, так же, как и условие (1). В итоге на втором слое сети происходит нелинейное преобразование вектора входных сигналов  $\{x_g\}$  в вектор сигналов  $\{y_j\}$  (рис.4).

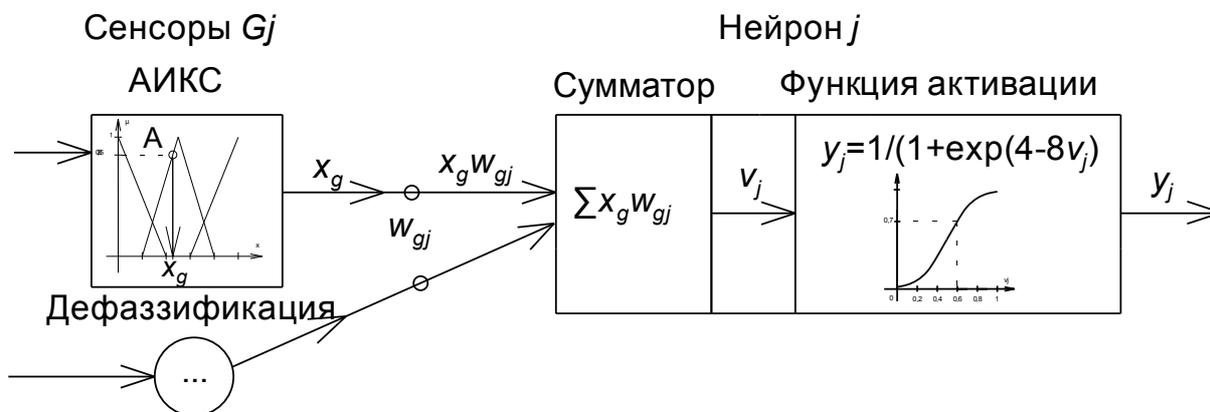


Рис. 4. Функционирование нейронов  $j$

**3-слой – нейроны главных переменных E, S, Q, R.** Полученный на втором слое ИНС вектор сигналов  $\{y_j\}$  по синапсам передается на третий слой нейронов  $k$ . Каждый нейрон данного скрытого слоя получает сигналы от всех нейронов предыдущего слоя соответственно по пяти каналам связи, имеющих свои индивидуальные синаптические веса  $w_{jk}$ . В остальном функционирование нейронов данного слоя идентично работе нейронов предыдущего слоя (рис. 5).

На третьем слое происходит второй этап нелинейного преобразования информации, полученной от параметров системы по каждой главной переменной, таким образом формирует-

ся вектор сигналов, характеризующий строительный процесс по каждому критерию.

**4-слой – нейрон потенциала строительного процесса P.** Выходной слой ИНС состоит из единственного нейрона – потенциала строительного процесса  $P$ , представляющего собой интегральный показатель, характеризующий как реальное состояние объекта, так и его перспективы развития. Нейрон  $P$  объединяет в себе всю информацию, прошедшую через сеть, принимая во внимание, что двойного этапа нелинейного преобразования, выполненного на двух предыдущих слоях, вполне достаточно для учета нелинейностей исследуемой системы, установим линейный закон его функционирования. Тогда сумма импульсов выходных сигналов нейронов

$k$  преобразуется в нейроне  $P$  согласно функции активации  $\varphi(v_p) = bv_p$ , где  $b$  – константа, от которой зависит скорость роста функции активации, а, следовательно, область значений выходных сигналов нашей сети, примем  $b = 10$ . Полученный на нейроне  $P$  выходной сигнал сети

$y_p$  проходит фаззификацию в точку В (по аналогии с сенсорной дефаззификацией только в обратном порядке), принадлежащую одному из графиков в АИКС, определяя лингвистический терм потенциала строительного процесса  $P$  и степень принадлежности к нему (рис. 6).

Нейроны  $j$

Нейрон  $k$

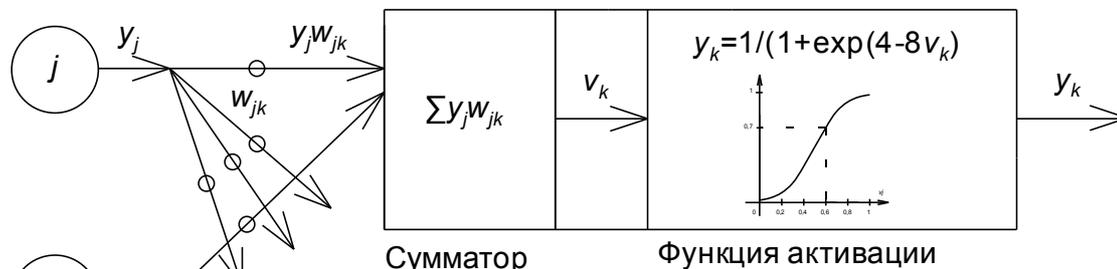


Рис. 5. Функционирование нейронов  $k$

Нейроны  $k$

Нейрон  $P$

АИКС

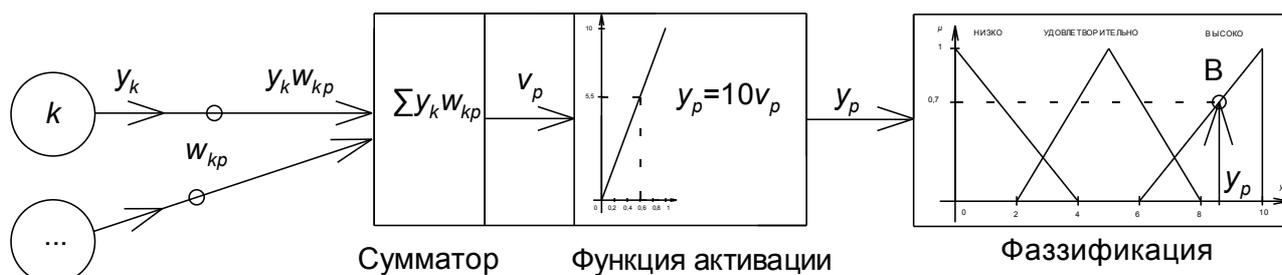


Рис. 6. Функционирование нейрона  $P$

**Выводы.** Полученная в статье ИНС имеет свободные параметры – весовые коэффициенты связей  $w$ , определение значений которых, есть задача обучения сети. Обучение ИНС – важнейший этап ее создания, от успешного завершения которого зависят перспективы ее практической реализации. Существует несколько подходов к обучению ИНС, имеющие различные алгоритмы осуществления, которые вместе со статистическими аспектами обучения представляют собой достаточно широкую область для исследований, объединенную термином «машинное обучение», и требуют отдельного рассмотрения. После обучения строительная компания получит инструмент, способный по поступающей со строительного объекта информации о состоянии основных организационно-технологических факторов процесса возведения кровельных конструкций прогнозировать его результаты по выбранным критериям или их совокупности. Таким образом при автоматизации данного процесса происходит моментальная обработка имеющихся данных с получением достоверной оценки, что ускоряет и облегчает

процесс принятия организационно-управленческих решений как на стадии планирования строительного процесса, так и во время его производства. И впоследствии позволит уменьшить финансовые затраты на строительство за счет сокращения штата сотрудников, осуществляющих технический надзор и поддержку принятия решений.

**БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК**

1. Синенко С.А., Кузьмина Т.К. Современные информационные технологии в работе службы заказчика (технического заказчика) // Научное обозрение. 2015. №18. С. 156–159.
2. Лapidус А.А. Формирование интегрального потенциала организационно-технологических решений посредством декомпозиции основных элементов строительного проекта // Вестник МГСУ. 2016. №12. С. 114–123.
3. Олейник П.П., Бродский В.И. Особенности организации строительного производства при реконструкции зданий и сооружений // Тех-

нология и организация строительного производства. 2013. №4. С. 40–45.

4. Taffese W.Z., Sistonen E. Neural network based hygrothermal prediction for deterioration risk analysis of surface-protected concrete facade element // *Construction and Building Materials*. 2016. №113. P. 34–48.

5. Kumar R., Aggarwal R.K., Sharma J.D. Energy analysis of a building using artificial neural network: A review // *Energy and Buildings*. 2013. №65. P. 352–358.

6. Crivelli D., Guagliano M., Monici A. Development of an artificial neural network processing technique for the analysis of damage evolution in pultruded composites with acoustic emission // *Composites Part B: Engineering*. 2014. №56. P. 948–959.

7. Cybenko G. Approximation by superpositions of a sigmoidal function // *Mathematics of Control Signals Systems*. 1989. №2. P. 303–314.

8. Tiryaki S., Aydin A. An artificial neural network model for predicting compression strength of heat treated woods and comparison with a multiple linear regression model // *Construction and Building Materials*. 2014. №62. P. 102–108.

9. Скоробогатченко Д.А. Прогнозирование состояния сложных объектов автодорожного комплекса на основе нечетких нейронных сетей // *Вестник ВолгГАСУ*. 2016. №45. С. 188–198.

10. Кираковский В.В., Пылькин А.Н., Фаддеев А.О. Анализ возможностей применения нейро-нечетких технологий при разработке про-

ектов застройки территорий в условиях неполноты исходных данных // *Прикаспийский журнал: Управление и высокие технологии*. 2015. №1. С. 74–86.

11. Hola B., Schabowicz K. Estimation of earthworks execution time cost by means of artificial neural networks // *Automation in Construction*. 2010. №19. P. 570–579.

12. Attoh-Okine N.O., Appea A.K. Comparative analysis of artificial neural networks and evolutionary programming in roof deterioration modeling // *Construction and Building Materials*. 1999. №13. P. 311–320.

13. Rosenblatt F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain // *Psychological Review*. 1958. №6. P. 386–408.

14. Lapidus A., Makarov A. Model for the potential manufacture of roof structures for residential multi-storey buildings // *Procedia Engineering*. 2016. №153. P. 378–383.

15. Lapidus A., Makarov A. Fuzzy sets on step of planning of experiment for organization and management of construction processes // *Matec web of conferences*. 2016. №86. №05003.

16. Zadeh L.A. Fuzzy sets // *Information and Control*. 1965. №8. P. 338–353.

17. Andrew R. Barron. Universal approximation bounds for superpositions of a sigmoidal function // *IEEE Transactions on information theory*. 1993. №39. P. 930–945.

---

**Makarov A.N.**

### **ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR ORGANIZATION AND MANAGEMENT OF CONSTRUCTION PROCESS**

*For effective organization and management of construction processes, it is necessary to have technologies for analyzing and evaluating their condition, and also for forecasting their development. Now this area of construction is not sufficiently studied, there is a small number of effective computer technologies that allow to partially automate making organizational and managerial decisions. One of the modern methods of their creation is based on artificial neural networks (ANN). The author gives advantages of this methodology in comparison with the classical regression analysis. This article represents the creation of ANN, which approximates construction process of roof structures. Through systems analysis and expert surveys, the author has designed a 4-layer feedforward ANN with a node pattern of 12-5-4-1. For input and output of information the author used the fuzzy set theory, solving problems of uncertainty and estimation of qualitative parameters of the system. The functioning of each ANN layer is shown in detail. In conclusion, the author defined the tasks of the future research, related to the ANN learning and implementation to the construction company.*

**Key words:** construction organization and management, roof structures, artificial neural network (ANN), decision-making support.

---

**Макаров Александр Николаевич**, аспирант кафедры технологии и организации строительного производства. НИУ Московский государственный строительный университет.  
Адрес: Россия, 129337, г. Москва, Ярославское шоссе, д. 26.  
E-mail: anmakarof@yandex.ru