

УДК 331

**ПРОБЛЕМЫ РАЗРАБОТКИ МЕТОДОЛОГИЧЕСКИХ ПОДХОДОВ
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЦЕНООБРАЗОВАНИЯ
НА РЫНКЕ СТРОИТЕЛЬНЫХ МАТЕРИАЛОВ
НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ**

Дидковская О.В., Рамзаев В.М., Хаймович И.Н.

ЧОУ ВО «Международный институт рынка», Самара, e-mail: kovalek68@mail.ru

В статье предлагается методология прогнозирования рыночных ценовых показателей одного из основных структурных элементов стоимости строительства – материальных ресурсов. Прогнозные модели разработаны с учетом изменения социально-экономических факторов на основе нейросетевых методов. Авторами приводятся рекомендации по использованию прогнозной модели при управлении стоимостью строительной продукции в системе строительного стоимостного инжиниринга. В итоге получается, что рынок строительного ценообразования в Самарской области находится под значительным влиянием таких социально-экономических параметров, как динамика объема работ по виду «строительство», инфляция, индекс промышленного производства. Динамика ввода в эксплуатацию жилых домов существенного влияния на рынок строительных материалов не оказывает и может быть исключена из нейросетевого моделирования. Разработанная методология позволяет планировать цены на стройматериалы с учетом изменения социально-экономических факторов на региональном рынке стройматериалов. Использование нейросетевых прогнозных моделей стоимости строительных материалов эффективно на различных этапах инвестиционно-строительного процесса – при планировании капитальных вложений, при формировании сметной стоимости, при определении цены контрактов.

Ключевые слова: прогнозирование ценообразования, рынок строительных материалов, прогнозная математическая модель, нейросетевое моделирование

**PROBLEMS OF DEVELOPMENT OF METHODOLOGICAL APPROACHES
PREDICT PRICING IN THE MARKET OF BUILDING MATERIALS
ON THE BASIS OF NEURAL NETWORK MODELING**

Didkovskaya O.V., Ramzaev V.M., Khaymovich I.N.

POU VO «International Market Institute», Samara, e-mail: kovalek68@mail.ru

The article proposes a methodology for predicting market price indicators one of the main structural elements of the cost of construction – material resources. A predictive model was developed according to the changing socio-economic factors based on neural network methods. The authors provide recommendations on the use of predictive models in the cost management of construction products in the system construction value engineering. In the end, it turns out that the construction market pricing in the Samara region is strongly influenced by such socio-economic parameters, «dynamics of the volume of work on type «building», «inflation», «industrial production index». Dynamics of commissioning dwelling houses a significant impact on the market of construction materials not provided and may be excluded from neural network modeling. The developed methodology allows you to schedule the prices of construction materials to reflect changes in socio-economic factors in the regional market of building materials. The use of neural network predictive models of the cost of construction materials is effective at different stages of investment and construction process – when planning capital investments in the formation of the estimated cost, when determining the price of the contracts.

Keywords: forecasting pricing, building materials market, a predictive mathematical model, neural network modeling

Капитальное строительство в сфере материального производства государства с рыночной экономикой занимает одно из лидирующих положений. Специфика видов и назначений продукции строительства как отрасли предопределяет особенности и своеобразие методов и подходов к системе ценообразования отдельных субъектов инвестиционной деятельности на различных этапах создания основных фондов.

Сегодня особенно актуален вопрос повышения конкурентоспособности строительных предприятий. В свою очередь, решение данной задачи возможно при создании эффективной системы менеджмента,

ориентированной на достижение стратегических целей.

Стабильное развитие строительной организации невозможно без активного использования стоимостного инжиниринга, в частности инструментов управления стоимостью строительства как составной части системы общего менеджмента предприятия [2].

Новые принципы рыночных взаимоотношений между субъектами инвестиционно-строительной деятельности выдвигают на одно из первых мест экономические и технологические проблемы управления материальными ресурсами.

Понятие «материальные ресурсы» включает строительные материалы, изделия, конструкции, детали, полуфабрикаты, необходимые для производства строительной продукции. Номенклатура материальных ресурсов, используемых в строительном производстве, насчитывает сотни тысяч позиций. Всё многообразие строительных материалов для целей мониторинга объединяют в укрупненные группы. Значимость отдельных элементов общего перечня строительных материалов определяется путем разложения сметной стоимости объектов капитального строительства и конструктивных элементов на составляющие с выделением основных ценообразующих компонентов.

Группировка и классификация материальных ресурсов представляет собой формат специфицированных номенклатурных перечней в форме обобщенных групп и подгрупп, сопоставимых по техническим характеристикам элементов с учетом их структурной однородности. Оценка относительной важности материальных ресурсов внутри каждой группы выполняется путем их ранжирования по стоимости в общей структуре затрат на выполнение строительно-монтажных работ по объекту в целом, а также по отдельным конструктивным решениям здания или сооружения.

Управление стоимостью строительства на различных этапах жизненного цикла инвестиционного проекта в значительной степени зависит от экономического обоснования потребности в ресурсах, их количественных, качественных и стоимостных показателей.

Методология ценообразования в строительстве, развитие системы договорных отношений на основе твердых контрактных цен определяет необходимость получения предприятиями строительной отрасли – инвесторами, заказчиками, подрядчиками, проектировщиками – объективной инфор-

мации о ценовых показателях строительных ресурсов, соответствующих реальным временным периодам планирования инвестиций, подготовки проектной документации, осуществления строительства, ввода объекта в эксплуатацию [3].

Процесс планирования будущих затрат невозможен без научно обоснованных подходов к прогнозированию стоимости ресурсов на основе рыночного мониторинга их текущей стоимости. Непрерывное наблюдение за ценами материалов осуществляется в каждом регионе, как правило, региональными органами по ценообразованию в строительстве. Для организации такого мониторинга и представления его результатов применяется унифицированная система классификации материальных ресурсов в строительстве. Для разработки прогнозных моделей использована типология строительных материалов, часть которых представлена в таблице.

В условиях кризисного управления на первый план в строительной отрасли выходит принятие управленческих решений в области ценообразования на основе методов, чувствительных к изменению экономических факторов [4, 5]. Из современных методов прогнозирования, обладающих максимальной чувствительностью, можно выделить метод нейросетевого моделирования как наиболее предпочтительный по данному параметру [5–9].

Методология прогнозирования ценообразования на рынке стройматериалов должна состоять в следующем:

1. Проведение шкалирования сметных цен по элементам и группам типологической группировки.

2. Проведение шкалирования данных по социально-экономическим параметрам за 2014 год, влияющим на развитие ценообразования строительной отрасли.

Типологическая группировка строительных материалов

Группы		Подгруппы	
№ п/п	наименование	№ п/п	наименование
I.	Материалы и конструкции для несущих элементов зданий и сооружений (кроме металлических конструкций)	1	Кирпич силикатный
		2	Кирпич керамический
		3	Плиты перекрытий многопустотные
		4	Лестничные марши и площадки
		5	Панели наружных стен для промышленного строительства
		6	Балки, прогоны, ригели
II.	Металлические изделия и конструкции	1	Арматура для монолитного железобетона
		2	Отдельные конструктивные элементы зданий и сооружений с преобладанием толстолистовой стали
		3	Конструкции резервуаров для нефти и нефтепродуктов
		4	Двери противопожарные металлические

3. Разработка структуры персептрона для нейронной сети прогнозирования развития сметных цен в Самарском регионе.

4. Построение нейронных сетей в пакете Statistica, анализ ошибок и выбор оптимальной сети для дальнейшего моделирования.

5. Проведение обучения оптимальной сети для получения прогнозных оценок изменения сметных цен в Самарском регионе.

6. Разработка прогнозной модели уровня изменения сметной стоимости в регионе на основе статистических и социально-экономических параметров развития Самарской области.

7. Рекомендации по использованию результатов работы нейросетевой модели в системе управления ценообразованием в строительной отрасли.

Шкалирование сметных цен по элементам типологической группировки осуществляется по формуле

$$y_{ш} = \frac{y_{исх} - y_{max}}{y_{max} - y_{min}},$$

где $y_{ш}$ – новое расчетное значение; $y_{исх}$ – исходное табличное значение; y_{max} – максимальное значение в строке; y_{min} – минимальное значение в строке.

К социально-экономическим параметрам, предположительно (на основе эмпирических оценок) оказывающим влияние на формирование цены материальных ресурсов в строительстве, авторами отнесены следующие показатели:

- инфляция;
- объем работ по виду «строительство»;
- ввод в эксплуатацию жилых домов;
- индексы промышленного производства.

Этапы разработки прогнозной модели уровня изменения сметной стоимости в регионе формируются на основе статистических и социально-экономических параметров развития Самарской области методом нейросетевого моделирования [1, 10] и включают:

- разработку структуры персептрона для нейронной сети прогнозирования развития сметных цен в Самарском регионе;
- построение нейронных сетей в пакете Statistica;
- анализ ошибок;
- выбор оптимальной сети для дальнейшего моделирования;
- моделирование новой сметной цены по группе строительных материальных ресурсов.

Основной принцип формирования нейронной сети (модуль BPNN в пакете Statistica) – минимизация функции ошибки с помощью метода градиентного спуска.

В качестве экспериментальных данных были использованы статистические данные

по цене железобетонных изделий за период с марта по декабрь 2014 г. группы «материалы и конструкции для несущих элементов зданий и сооружений» (табл. 1), а также данные по инфляции в Самарской области за этот же период.

Результаты десяти данных двенадцати экспериментов были приняты в качестве обучающих множеств. Еще шесть комплектов были взяты в качестве тестовых наборов. Когда каждая выборка обучения была введена, получили ансамбль моделей с разными ошибками экспериментов и обучения (рис. 2). В модуле BPNN для данного исследования был разработан трехслойный персептрон, состоящий из входного, скрытого (промежуточного) и выходного слоев. Среди этих слоев существуют 2 процессорных элемента входного слоя, в том числе «инфляция» и «период». Обработка элементов в выходном слое имеет одну характеристику – сметная цена стройматериала. Принципиальная схема трехслойного персептрона показана на рис. 1.

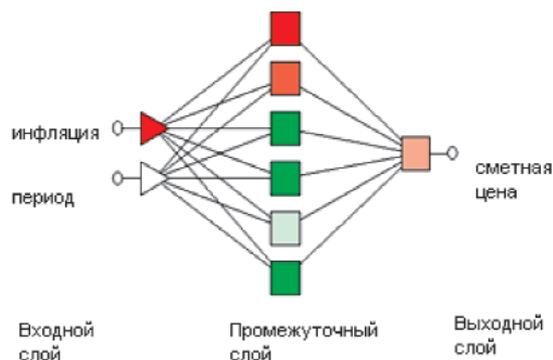


Рис. 1. Принципиальная схема архитектуры трехслойного персептрона в модуле BPNN

Набор персептронов составляет обучающуюся нейронную сеть, которая учится через установление связей по входным и выходным параметрам на основе обучающихся и тестовых наборов. Целью обучения сети является построение функциональной зависимости между входом и выходом в процессе обучения. После этого могут быть получены весовая функция и смещение промежуточного слоя. Выходное значение будет близко к заданному значению. Критерий функции ошибки принимается в сети следующим образом:

$$E = \frac{1}{2} \sum (T_j - Y_j)^2,$$

где T_j и Y_j , соответственно представляют собой заданный выходной и прогнозируемый параметры j -го выходного нейрона в выходном слое.

Обучающие шаги персептрона в модуле BPNN должны быть следующими.

Шаг 1: ввести входной вектор X и задать выходной вектор T обучающей последовательности.

Шаг 2: рассчитать выходной вектор H промежуточного слоя.

$$net_k = \sum_i W_{ik} X_i - \theta_k;$$

$$H_k = f(net_k) = \frac{1}{1 + e^{-net_k}},$$

где i – количество входных нейронов; j – количество выходных нейронов; k – количество нейронов в промежуточном слое; W_{ik} – весовая функция между входным и промежуточным слоями и θ_k – функция смещения промежуточного слоя.

Шаг 3: рассчитать выходной вектор Y в выходном слое.

$$net_j = \sum_k W_{kj} H_k - \theta_j;$$

$$Y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}},$$

где W_{ik} обозначает весовую функцию между промежуточным и выходным слоем и θ_j обозначает смещение выходного слоя.

Шаг 4: рассчитать величину шагов вариаций δ .

Вариация на выходном слое считается по следующей формуле

$$\delta_j = (T_j - Y_j) \cdot f'(net_k) = (T_j - Y_j) \cdot Y_j \cdot (1 - Y_j).$$

Вариация на промежуточном слое рассчитывается по формуле:

$$\delta_k = \left(\sum_j \delta_j W_{kj} \right) \cdot f'(net_k) = H_k \cdot (1 - H_k) \cdot \sum_j \delta_j W_{kj}.$$

Шаг 5: рассчитать коррекцию весовой функции и коррекцию смещения.

Коррекция весовой функции и величина смещения выходного слоя показаны следующим образом:

$$\Delta W_{kj}^n = \eta \delta_j H_k + \alpha \cdot \Delta W_{kj}^{n-1};$$

$$\Delta \theta_j^n = -\eta \delta_j + \alpha \cdot \Delta \theta_j^{n-1}.$$

Коррекция весовой функции и величина смещения промежуточного слоя показаны следующим образом:

$$\Delta W_{ik}^n = \eta \delta_k X_i + \alpha \cdot \Delta W_{ik}^{n-1};$$

$$\Delta \theta_k^n = -\eta \delta_k + \alpha \cdot \Delta \theta_k^{n-1},$$

где η обозначает скорость обучения, а α выступает за фактор импульса.

Шаг 6: получение новых значений весовой функции и смещения.

Значения весовой функции и смещения в выходном слое обновляются и могут быть представлены следующим образом:

$$W_{kj} = W_{kj} + \Delta W_{kj};$$

$$\theta_j = \theta_j + \Delta \theta_j.$$

Значения весовой функции и смещения в промежуточном слое обновляются и могут быть представлены следующим образом:

$$W_{ik} = W_{ik} + \Delta W_{ik};$$

$$\theta_k = \theta_k + \Delta \theta_k.$$

Шаг 7: повторить шаги 1–6, пока функция ошибки не сойдется.

Чтобы проверить результаты обучения, необходимо загрузить наборы значений для тестирования в нейронную сеть, тем самым завершив обучение. Целью тестирования является проверка нахождения ошибки сходимости в допустимом интервале. Среднеквадратичная ошибка (СКО), принятая в качестве контроля для этого исследования, может быть рассчитана по формуле

$$СКО = \sqrt{\frac{\sum_p^M \sum_j^N (T_j^p - Y_j^p)^2}{M \cdot N}},$$

где M – общее число тестовых наборов; N – количество нейронов в выходном слое; T_j^p представляет собой значение заданной выходной величины j -го нейрона в p -м наборе, и Y_j^p представляет прогнозируемое выходное значение j -го нейрона в p -м наборе.

После обучения сети в примере модели прогноза сметных цен на материальные ресурсы группы «Материалы и конструкции для несущих элементов зданий и сооружений» с учетом периода, инфляции получили ансамбль моделей с разными ошибками обучения. Лучшей оказалась сеть с типом «мультиперсептронная MLP» с ошибкой на контрольном примере 0,15, что является допустимой ошибкой при моделировании. Вид нейросетевой модели для прогнозирования сметной цены на стройматериалы данной группы показан на рис. 2. По данной модели, задавая значения инфляции = 0,83 и периода = сентябрь, получили шкалированное значение прогноза сметной цены = 0,68 или в пересчете на сметную цену в сентябре по железобетонным изделиям 172,90 руб., что соответствует статистической цене за указанный период.

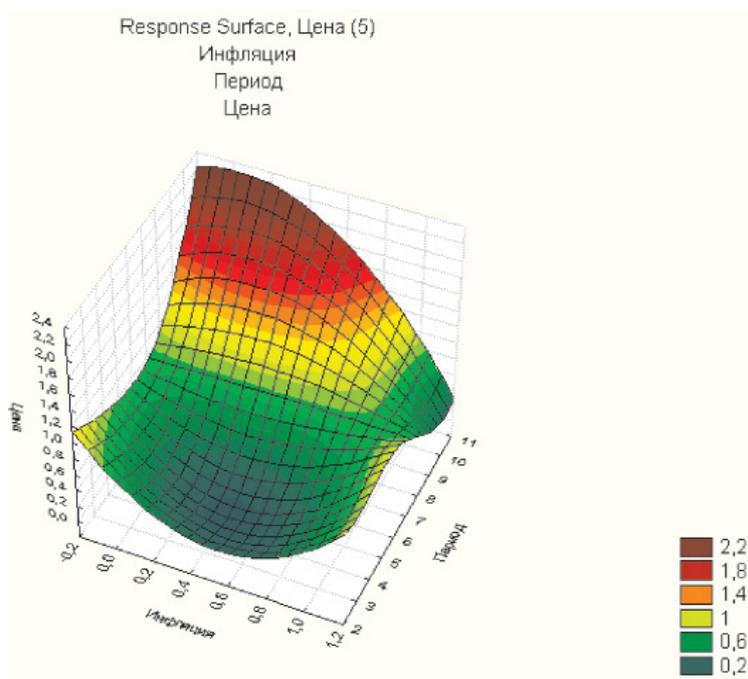


Рис. 2. Нейронная сеть для прогнозирования сметной цены в группе «Материалы и конструкции для несущих элементов зданий и сооружений»

Выводы и рекомендации по использованию нейросетевых моделей прогнозирования стоимости материальных ресурсов в системе стоимостного инжиниринга в строительстве:

1) рынок строительного ценообразования в Самарской области находится под значительным влиянием таких социально-экономических параметров, как «динамика объема работ по виду «строительство», «инфляция», «индекс промышленного производства». Динамика ввода в эксплуатацию жилых домов существенного влияния на рынок строительных материалов не оказывает и может быть исключена из нейросетевого моделирования;

2) разработанная методология позволяет планировать цены на стройматериалы с учетом изменения социально-экономических факторов на региональном рынке стройматериалов;

3) использование нейросетевых прогнозных моделей стоимости строительных материалов эффективно на различных этапах инвестиционно-строительного процесса – при планировании капитальных вложений, при формировании сметной стоимости, при определении цены контрактов.

Нейросетевое моделирование имеет потенциал использования в прогнозировании развития не только отдельных сегментов

строительного рынка (в частности, строительных материалов), но и в управлении стоимостью строительства в целом.

Список литературы

1. Боровиков В. Statistica. Искусство анализа данных на компьютере: для профессионалов. – 2-е изд. – СПб.: Изд-во «Питер», 2003. – 688: ил.
2. Дидковская О.В., Ильина М.В., Мамаева О.А., Коновалова М.А., Спирина Е.С. Методические подходы к формированию системы стоимостного инжиниринга в строительстве: монография. – Самара: СГАСУ, 2013. – 192 с.
3. Дидковская О.В., Ильина М.В., Мамаева О.А., Коновалова М.А. Сметное ценообразование как основа формирования стоимости строительства: монография. – Самара: СГАСУ, 2012. – 194 с.
4. Дровяников В.И., Хаймович И.Н. Методы принятия оптимальных решений в управлении экономическими системами: учебное пособие / В.И. Дровяников, И.Н. Хаймович – Самара: НОУ ВПО «Международный институт рынка», 2012. – С. 236.
5. Дровяников В.И., Хаймович И.Н. Экономико-математические методы принятия управленческих решений: практикум: учебное пособие / В.И. Дровяников, И.Н. Хаймович. – Самара: АНО «Изд-во СНЦ РАН», 2013. – 166 с.
6. Рамзаев В.М., Хаймович И.Н., Чумак П.В. Управление инвестиционными проектами при проведении энергоmodernизаций предприятий в регионе // Экономические науки. – 2013. – № 4 (101). – С. 109–113.
7. Рамзаев В.М., Хаймович И.Н., Чумак П.В. Модели и методы управления энергоэффективностью в организациях с учетом ограниченности инвестиционных ресурсов // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – № 4; URL: <http://www.science-education.ru/110-9960> (дата обращения: 26.08.2013).

8. Ramzaev V.M., Khaimovich I.N., Chumak P.V. Методология управления энергоэффективностью предприятий (организаций) в условиях ограниченности инвестиционных ресурсов // Экономические науки. – М, 2012. – № 87. – С. 80–84.

9. Ramzaev V.M., Khaimovich I.N., Chumak P.V. Модели и методы сбалансированного управления предприятиями в сфере ЖКХ с учетом энергоэффективностей // Научное обозрение. – 2012. – № 2 – С. 409–418.

10. Хаймович И.Н., Рамзаев В.М., Чумак П.В. Модели прогнозирования конкурентного роста предприятий при энергоэффективностях // Проблемы прогнозирования. – 2015. – № 1. – С. 49–54.

11. Lippman R. P. An introduction to computing with neural nets, IEEE ASSP Magazine. Apr. 1987. – P. 4–22.

References

1. Borovikov V. Statistica. *Iskustvo analiza dannykh na kompyutere: dlya professionalov. 2-e izdanie.* Piter, 2003, 688 p.

2. Didkovskaya O.V., Ilina M.V., Mamaeva O.A., Konovalova M.A., Spirina E.S. *Metodicheskie podkhody k formirovaniyu sistemy стоимостного inzhiniringa v stroitelstve.* Samara, SGASU, 2013, 192 p.

3. Didkovskaya O.V., Ilina M.V., Mamaeva O.A., Konovalova M.A. *Smetnoe isenoobrazovanie kak osnova formirovaniya stoimosti stroitelstva.* Samara, SGASU, 2012, 194 p.

4. Drovyannikov V.I., Khaimovich I.N. *Metody prinyatiya optimalnykh reseniy v upravlenii ekonomicheskimi sistemami.* Samara, IMI, 2012, 236 p.

5. Drovyannikov V.I., Khaimovich I.N. *Ekonomiko-matematicheskie metody prinyatiya upravlencheskikh resheniy.* Samara, SNTs RAN, 2013, 166 p.

6. Ramzaev V.M., Khaimovich I.N., Chumak P.V. – *Economicheskaya nauka, 2013, no. 4, pp. 109–113.*

7. Ramzaev V.M., Khaimovich I.N., Chumak P.V. – *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya, 2013, no. 4, pp. 262.*

8. Ramzaev V.M., Khaimovich I.N., Chumak P.V. – *Economicheskaya nauka, 2012, no. 87, pp. 80–84.*

9. Ramzaev V.M., Khaimovich I.N., Chumak P.V. – *Nauchnoye obozrenie, 2012, no. 2, pp. 409–418.*

10. Ramzaev V.M., Khaimovich I.N., Chumak P.V. – *Problemy prognozirovaniya, 2015, no. 1, pp. 49–54.*

11. Lippman R. P. An introduction to computing with neural nets, IEEE ASSP Magazine. Apr. 1987, pp. 4–22.

Рецензенты:

Дровяников В.И., д.э.н., проректор по учебной и воспитательной работе НОУ ВПО «Международный институт рынка», г. Самара;

Макаров А.А., д.т.н., профессор кафедры информационных систем и компьютерных технологий, НОУ ВПО «Международный институт рынка», г. Самара.