

УДК 681.518

НЕЙРО-НЕЧЁТКАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ ДОСТОВЕРНОСТИ ПЛАНИРОВАНИЯ ПРОДАЖ

¹Шуленина А.В., ²Гриняк В.М.¹*Владивостокский государственный университет экономики и сервиса, Владивосток,
e-mail: alena.shulenina@vvsu.ru;*²*Дальневосточный федеральный университет, Владивосток, e-mail: griniak.vm@dvfu.ru*

Настоящая статья посвящена вопросу применения теории нечетких множеств и нейронных сетей для оценки степени достоверности планирования закупок и продаж. В работе рассматривается модель разделения уровней достоверности в зависимости от стабильности продаж, корректности выбранного интервала и периодичности планирования закупок. Стабильность продаж выступает в данном случае как основной признак, позволяющий менеджеру принять решение о необходимости проводить планирование «вручную». В том случае, если ретроспективные продажи стабильны, возможно их автоматизированное планирование на будущие периоды. Предложена конфигурация нейро-нечёткой сети для принятия решения об уровне достоверности планирования, проведено обучение сети на реальных данных о продажах крупной торгово-закупочной организации. Статья сопровождается результатами вычислительного эксперимента, демонстрирующего работу системы.

Ключевые слова: управление продажами, планирование продаж, достоверность планирования, нейро-нечёткая модель

NEURO-FUZZY MODEL OF ASSESSING THE DEGREE OF RELIABILITY PLANNING

¹Shulenina A.V., ²Grinyak V.M.¹*Vladivostok State University of Economics and Service, Vladivostok, e-mail: alena.shulenina@vvsu.ru;*²*Far Eastern Federal University (FEFU), Vladivostok, e-mail: griniak.vm@dvfu.ru*

The article is devoted to the application of the theory of fuzzy sets and neural networks to assess the degree of reliability of procurement and sales planning. Moreover this paper describes the model of separation of confidence levels depending on the sales stability, correctness of the selected interval and periodicity of planning. The stability of sales is a key indicator, which allows the manager to decide whether to carry out planning «by hand». Automatic procurement planning for future periods is possible in the case if the sales for the prior period were stable. The result is a description of the configuration of a neuro-fuzzy network, in order to make a decision about the level of planning reliability. During this study the neuro-fuzzy network trained on real sales data from a large trade and procurement company. The article is accompanied by the results of numerical experiment which demonstrated the operation of the system.

Keywords: sales management, purchase management, reliability planning, neuro-fuzzy model

В условиях жесткой конкуренции для эффективной работы торгово-закупочного предприятия необходимо уделять должное внимание вопросу планирования закупок и продаж [1]. Чтобы удовлетворить спрос и не потерять клиентов, важно иметь в наличии востребованные товары, не перегружая при этом складские ёмкости. Выбор методики прогнозирования во многом зависит от стратегии, вида деятельности и масштабов предприятия.

Большинство методик планирования подразумевают ретроспективный анализ данных о продажах, то есть сбор данных за прошедшие периоды и их экстраполяцию. Самый распространенный способ прогнозирования объема продаж основан на нахождении тренда за предшествующие периоды и принятии этого значения в качестве опорного для необходимых закупок. Если дальнейшее планирование на основе тренда осуществля-

ется полностью автоматически, то это может привести не только к перегрузке складских ёмкостей, но и к большому количеству отказов клиентам в связи с отсутствием востребованных номенклатурных позиций на складе. С другой стороны, планирование вручную (без автоматизации) при большом объёме номенклатуры может привести к чрезмерной, неоправданной нагрузке на персонал.

Ключ к решению проблемы оптимизации планирования в контексте разделения функций персонала и информационной системы лежит в определении стабильности продаж той или иной номенклатурной позиции. Автоматическое планирование с высокой степенью достоверности без участия менеджера возможно для товаров со стабильными продажами. Те же номенклатурные позиции, продажи по которым нестабильны, требуют ручной проверки и корректировки планируемых величин.

В работах [3, 4] авторами была предложена методика, которая реализует механизм экспертной оценки степени достоверности планирования закупок и продаж с цветовой интерпретацией, позволяющей проинформировать менеджера о том, для каких номенклатурных позиций автоматизированное планирование продаж достоверно, а для каких необходима «интуитивная», «ручная» корректировка полученных данных. Несмотря на то, что описанная методика позволяет решить задачу оценки достоверности планирования, необходимо отметить, что при большом объеме и разнообразии номенклатурных позиций применение указанной методики может привести к наличию в прогнозе большого количества позиций с одинаковым уровнем достоверности планирования. Это может привести к неопределенности в расстановке менеджером приоритетов для корректировки и проверке данных и, как следствие, к снижению эффективности работы сотрудника. Для оптимизации работы менеджера, который должен четко понимать, какие именно номенклатурные наименования в первую очередь требуют особого внимания при планировании, возникает необходимость формализации понятия «достоверный прогноз», с выделением различных уровней достоверности, типа: «достоверный», «недостоверный» «сомнительный» и т.п. Применение такого подхода позволит сотрудникам упорядочить свои действия, правильно определив приоритеты для корректировки и проверки данных в процессе формирования плана закупок и продаж.

Настоящая работа посвящена исследованию возможности создания информационной системы оценки степени достоверности планирования закупок и продаж с использованием идей теории нечетких систем и нейронных сетей с обучением.

Основные модельные представления задачи

В работах [3, 4] рассматривается модель изменения значения объема продаж X во времени, которая может быть выражена формулой

$$X_q = G(q) + \eta(q),$$

где $G(q)$ – функция, выражающая детерминированный закон эволюции величины X (тренд) в зависимости от момента времени с номером q ; $\eta(q)$ – случайная величина, характеризующая отклонение фактического значения показателя от его тренда (здесь и далее будем считать, что $\eta(q)$ – некоррелированная случайная величина с нулевым математическим ожиданием).

Оценки среднего значения и среднеквадратичного отклонения показателя X могут быть выражены следующим образом:

$$\hat{p}_0 = \hat{G}(q); \quad \hat{\sigma}_p^2 = \frac{\sum_{i=0}^J (X_i - \hat{p}_0)^2}{J - 1},$$

где J – количество моментов времени, участвующих в оценке.

Достоверность экстраполяции показателя X оценивается дискретным набором значений на основании истинности трёх условий:

1. Величины X_i лежат близко к своему среднему значению, то есть для всех i :

$$X_i - \hat{p}_0 < k\hat{\sigma}, \quad (1)$$

где k – заданный параметр ширины доверительного интервала.

2. Экстраполируемые значения X_i с большой степенью достоверности не равны 0:

$$\hat{p}_0 - k\hat{\sigma} > 0. \quad (2)$$

3. Для всех i , то есть среди X_i не встречаются нулевые значения:

$$X_i > 0. \quad (3)$$

Данные условия проверяются для каждой позиции номенклатуры, а затем принимается решение о достоверности планирования по совокупности значений условий.

Дискретная оценка уровня достоверности планирования продаж позволяет привлечь внимание менеджера в первую очередь к проверке наиболее недостоверных планируемых величин. Вместе с тем при большом разнообразии номенклатурных позиций может оказаться слишком много товаров с одинаковым уровнем достоверности планирования, что не позволит сотруднику адекватно оценить ситуацию. В этом случае становится актуальной задача представления уровня достоверности непрерывной величиной. Здесь рационально использовать идеи, положенные в основу задач систем нечеткой логики. Аналогичный подход реализован и успешно применяется во многих других отраслях деятельности, не только в экономике [6, 2], но и технике, например при оценке опасности движения судов [5].

Фаззификация задачи

Для решения поставленной задачи – перехода от дискретной оценки достоверности к непрерывной целесообразно использовать нейро-нечёткую сеть. На вход этой сети подаются три лингвистические переменные, характеризующие стабильность продаж, корректность выбранного интервала и периодичности, с терминами «большое» и «малое».

Пусть $U_1 = \max\left(\frac{x_i - m}{\delta}\right)$ – оцененная

величина стабильности продаж (1). Введем лингвистическую переменную P_1 «оценка величины U_1 » с терминами «большое» и «малое» и функциями принадлежности типа «дополнение», определёнными на универсальном множестве $U_1 \in [0, 3]$:

$$\mu_{\text{малое}}(U_1) = 1 - \frac{1}{1 + \exp(-a_{U_1}(U_1 - c_{U_1}))};$$

$$\mu_{\text{большое}}(U_1) = \frac{1}{1 + \exp(-a_{U_1}(U_1 - c_{U_1}))}.$$

Терм «малое» соответствует ситуации, когда экстраполируемые значения не выходят за границы доверительного интервала, близки к своему среднему значению, и это означает, что продажи можно считать стабильными. Терм «большое» говорит о том, что продажи нестабильны и могут носить сезонный характер.

Пусть $U_2 = m/\delta$ – оцененная корректность длины выбранного интервала (2). Введем лингвистическую переменную P_2 «оценка величины U_2 » с терминами «большое» и «малое» и функциями принадлежности типа «дополнение», определёнными на универсальном множестве $U_2 \in [0, 3]$:

$$\lambda_{\text{малое}}(U_2) = 1 - \frac{1}{1 + \exp(-a_{U_2}(U_2 - c_{U_2}))};$$

$$\lambda_{\text{большое}}(U_2) = \frac{1}{1 + \exp(-a_{U_2}(U_2 - c_{U_2}))}.$$

В данном случае терм «малое» говорит о том, что данных для планирования недостаточно, терм «большое» – что в планируемый период продажи по вы-

бранной номенклатурной позиции будут иметь место.

Пусть $U_3 = \frac{\min(x_i)}{m}$ – оцененная кор-

ректность выбранной периодичности (3). Введем лингвистическую переменную P_3 «оценка величины U_3 » с терминами «большое» и «малое» и функциями принадлежности типа «дополнение», определёнными на универсальном множестве $U_3 \in [0, 2]$:

$$\lambda_{\text{малое}}(U_3) = 1 - \frac{1}{1 + \exp(-a_{U_3}(U_3 - c_{U_3}))},$$

$$\lambda_{\text{большое}}(U_3) = \frac{1}{1 + \exp(-a_{U_3}(U_3 - c_{U_3}))}.$$

Терм «малое» означает, что периодичность анализа данных выбрана неправильно. В частности, если продажи некоторой номенклатурной позиции имеют место лишь раз в месяц, то не имеет смысла принимать период для расчетов и прогнозирования равным неделе. Терм «большое» соответствует корректно выбранной периодичности планирования.

Величины P_1 , P_2 и P_3 (вход) обрабатываются нейро-нечеткой сетью, показанной на рис. 1, на выходе которой формируется числовое значение $u \in [0, 3]$ – степень достоверности планирования закупок и продаж; значение $u = 0$ соответствует наименьшей степени достоверности, $u = 3$ – наибольшей. Сеть состоит из пяти слоёв [8] (рис. 1).

В узлах первого слоя $\mu_1, \mu_2, \lambda_1, \lambda_2, \nu_1, \nu_2$ вычисляются значения функции принадлежности $\mu_{\text{малое}}, \mu_{\text{большое}}, \lambda_{\text{малое}}, \lambda_{\text{большое}}, \nu_{\text{малое}}, \nu_{\text{большое}}$ соответственно. Узлы П второго слоя (всего 8 узлов) соответствуют посылкам 8 возможных нечетких правил, комбинирующих все возможные значения величин P_1, P_2 и P_3 (табл. 1).

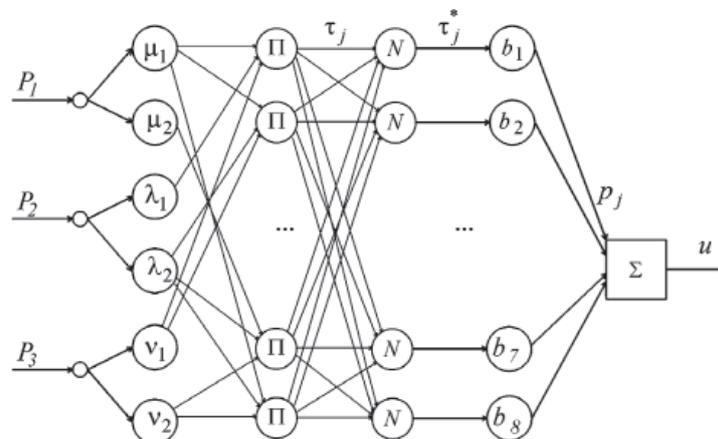


Рис. 1. Схема нейро-нечеткой сети, определяющей степень достоверности планирования закупок и продаж

Таблица 1

Система нечетких правил

	P_1	P_2	P_3	u
1	малое	малое	малое	0
2	малое	большое	малое	0
3	большое	малое	малое	0
4	большое	большое	малое	0
5	большое	малое	большое	1
6	малое	малое	большое	2
7	большое	большое	большое	2
8	малое	большое	большое	3

Каждый узел второго слоя соединен с теми узлами первого слоя, которые формируют посылки соответствующего правила. Выходом каждого узла второго слоя является степень выполнения j -го правила τ_j , которая рассчитывается как произведение входных сигналов. Узлы N третьего слоя рассчитывают относительную степень выполнения каждого нечеткого правила по формуле

$$\tau_j = \frac{\tau_j}{\sum_{k=1}^8 \tau_k}.$$

Узлы b_1, b_2, \dots, b_8 четвертого слоя формируют заключения нечетких правил; фактически b_j – это значения выхода сети при однозначном выполнении только j -го правила. Каждый узел соединен с одним узлом третьего слоя и рассчитывает вклад одного нечеткого правила в выход сети по формуле $p_j = b_j \tau_j$.

Единственный узел пятого слоя агрегирует результат, полученный по разным правилам, суммируя вклады всех правил

$$u = \sum_{k=1}^8 p_j.$$

Обучение нейро-нечеткой сети (рис. 1) состоит в настройке параметров функций принадлежности $a_{U_1}, c_{U_1}, a_{U_2}, c_{U_2}, a_{U_3}, c_{U_3}$ и коэффициентов b_1, b_2, \dots, b_8 узлов четвертого слоя. Обучение может быть проведено с применением различных методов. В данном случае обучение проводилось на обучающей выборке с экспертным формированием заключений нечетких правил. Коэффициенты b_j назначались экспертом, а параметры функций принадлежности определялись настройкой системы на обучающей выборке.

Обучающая выборка формируется следующим образом. Моделируется решение задачи с оценкой условий (1), (2) и (3) для различных номенклатурных позиций. При «недостоверном» прогнозе $u = 0$ не-

обходимо ручное планирование, если $u = 1$, то прогноз «сомнителен» и требуется проверка планируемых величин. В том случае, если прогноз имеет минимальную погрешность, то есть является «убедительным» $u = 2$ (при этом проверка значений производится на усмотрение менеджера и является необязательной). Если же прогноз является «недостоверным» $u = 3$, то план закупок не требует проверки. Накапливая данные о продажах различных товаров за разные периоды, формируют общую обучающую выборку «вход-выход», на базе которой обучают сеть (рис. 1), пользуясь известными методами обучения сетей такого типа [7, 8].

Результаты математического моделирования

Численное моделирование рассматриваемой задачи проводилось в системе MATLAB [7]. Обучающая выборка формировалась на реальных данных о продажах крупной торгово-закупочной организации по продаже автозапчастей за 12 месяцев с периодичностью 2 месяца по 700 номенклатурным позициям.

Были заданы следующие значения параметров функций принадлежности $\mu_{\text{малое}}(P_1), \mu_{\text{большое}}(P_1), \lambda_{\text{малое}}(P_2), \lambda_{\text{большое}}(P_2), \nu_{\text{малое}}(P_3), \nu_{\text{большое}}(P_3)$: $a_{U_1} = 7,799; c_{U_1} = 1,5; a_{U_2} = 7,799; c_{U_2} = 1,5; a_{U_3} = 20,8; c_{U_3} = 0,3$. В данном случае начальные параметры функций принадлежности задавались экспертом, далее система подверглась обучению и настройке.

Обучение системы проводилось при следующих значениях параметров b_j соответствующих 8 возможным нечетким правилам: $b_1, b_2, b_3, b_4 = 0; b_5 = 1; b_6, b_7 = 2; b_8 = 3$. Ошибка после настройки сети составила 0,111.

В результате после настройки и обучения гибридной нейро-нечеткой сети были получены значения непрерывной оценки степени достоверности планирования (табл. 2).

Таблица 2

Дискретная и непрерывная оценки степени достоверности планирования

Номер позиции	Объем продаж в периоде (штуки)						Дискретная оценка	Непрерывная оценка
	1 период	2 период	3 период	4 период	5 период	6 период		
1	7	6	52	49	52	35	1	0,8739
2	6	63	109	122	110	72	1	0,3357
3	3	8	24	2	17	6	1	0,9965
4	200	556	1055	1307	633	64	1	1,0113
5	6	63	109	122	110	72	0	0,3357
6	10	31	50	16	31	10	2	2,2962
7	5	16	30	14	9	12	2	1,9356
8	131	210	400	191	144	100	2	2,3820
9	12	24	30	46	18	10	3	2,6765
10	18	24	80	60	62	22	3	2,8940



Рис. 2. Дискретная и непрерывная величина оценки степени достоверности (сплошная – дискретная величина, пунктир – непрерывная)

Сравнивая дискретные и непрерывную величину оценки, можно видеть, что для многих номенклатурных позиций с одинаковой дискретной оценкой непрерывная величина отличается в среднем в пределах до 0,5 (рис. 2), что позволит автоматизированной системе, основанной на данной сети, автоматически ранжировать прогноз в рамках одного уровня достоверности.

Результаты моделирования подтверждают ожидаемый эффект разделения уровней достоверности в зависимости от стабильности продаж, корректности выбранного интервала и периодичности планирования. Предложенная модель нейро-нечеткой системы может быть успешно применена на практике для оценки степени достоверности планирования закупок и продаж.

Список литературы

1. Волгина О.А., Шуман Г.И., Ерохина И.В. Анализ и прогноз рынка молочной продукции в Приморском крае // Территория новых возможностей. Вестник Владивостокского государственного университета экономики и сервиса. – 2015. – № 4. – С. 41–47.
2. Гриняк В.М., Можаровский И.С., Дегтярев К.И. Нейросетевая модель планирования сезонных продаж // Информационные технологии. – 2011. – № 7. – С. 75–78.
3. Гриняк В.М., Семенов С.М. Автоматизация решения задачи классификации клиентов по стадиям взаимоотношений в современных корпоративных информационных системах // Научно-техническая информация. Сер. 2. Информационные процессы и системы. – 2008. – № 7. – С. 20–24.

4. Гриняк В.М., Семенов С.М. Модель планирования продаж в современных корпоративных информационных системах // Естественные и технические науки. – 2009. – № 1. – С. 305–312.

5. Гриняк В.М., Трофимов М.В. Мультимодельное сопровождение траектории движущихся судов с нечетким критерием детекции маневра // Территория новых возможностей. Вестник Владивостокского государственного университета экономики и сервиса. – 2011. – № 2. – С. 112–121.

6. Морозов В.О., Солодухин К.С., Чен А.Я. Нечетко-множественные методы стратегического анализа стейкхолдер-компаний // Фундаментальные исследования. – 2016. – № 2–1. – С. 179–183.

7. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MatLab. – М.: Горячая линия телеком, 2007. – 288 с.

8. Nauk D., Klawonn F., Kruse R. Foundations of Neuro-Fuzzy Systems. – John Wiley & Sons. – 1997. – 305 с.

References

1. Volgina O.A., Shuman G.I., Erokhina I.V. *Territoriya novih vozmozhnostey. Vestnik VGUES*, 2015, no. 4, pp. 41–47.
2. Grinyak V.M., Mozharovskii I.S., Degtyarev K.I. *Informacionnye tehnologii*, 2011, no. 7, pp. 48–53.
3. Grinyak V.M., Semenov S.M. *Nauchno-tehnicheskaja informacija. Ser. 2. Informacionnye processy i sistemy*, 2008, Volume 2, no. 4, pp. 221–225.
4. Grinyak V.M., Semenov S.M. *Estestvennye i tehnicheskie nauki*, 2009, no. 1, pp. 305–312.
5. Grinyak V.M., Trofimov M.V. *Territoriya novih vozmozhnostey. Vestnik VGUES*, 2011, no. 2, pp. 112–121.
6. Morozov V.O., Soloduhin K.S., Chen A.Ja. *Fundamental'nye issledovanija*, 2016, no. 2–1, pp. 179–183.
7. Shtovba S.D. *Proektirovanie nechjotkih sistem sredstvami MatLab*, 2007.
8. Nauk D., Klawonn F., Kruse R. *Foundations of Neuro-Fuzzy Systems*, 1997.