



УДК 338.012

DOI 10.52575/2687-0932-2022-49-3-582-588

Разработка нейросетевых алгоритмов прогнозирования конъюнктуры продовольственного рынка

Жабин В.Е.

Российский государственный аграрный университет – МСХА им. К.А. Тимирязева,
Россия, 127434, г. Москва, Тимирязевская ул., 49
E-mail: zhabin20@gmail.com

Аннотация. Современную ситуацию отличает перестройка в мировой политике и очередных волнах антироссийских санкций, лабильность на продовольственных рынках, из-за чего регионам РФ нужно с пристальным вниманием контролировать и обеспечивать продовольственную безопасность. Практика применения нейросетей оказалась высокоэффективной, чтобы осуществлять прогнозирование рыночной обстановки, проводить коррекцию по отклоняющимся товарным и денежным потокам, анализировать и выводить самое основное по итогам социологических опросов, формулировать ожидания по динамике рейтингов элитных политиков, улучшать процессы производства и сервиса, подвергать качество продукции комплексной диагностике. Настоящая статья нацелена на то, чтобы дать характеристику изучения продовольственного рынка методом алгоритма прогнозирования цен, рассмотрев как пример продукцию сельскохозяйственного предприятия, анализируемую при всестороннем задействовании потенциала нейросетей.

Ключевые слова: продовольственный рынок, нейросеть, нейросетевой алгоритм, прогнозирование

Для цитирования: Жабин В.Е. 2022. Разработка нейросетевых алгоритмов прогнозирования конъюнктуры продовольственного рынка. Экономика. Информатика, 49(3): 582–588. DOI 10.52575/2687-0932-2022-49-3-582-588

Development of Neural Network Algorithms for Food Market Forecasting

Vladislav E. Zhabin

Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy
49 Timiryazevskaya St, Moscow, 127550, Russia
E-mail: zhabin20@gmail.com

Abstract. The current situation is characterized by the restructuring in the world politics and the next waves of anti-Russian sanctions, the lability on the food markets, due to which Russian regions need to monitor closely and ensure food security. The practice of applying neural networks proved to be highly effective for forecasting the market situation, correcting deviating commodity and money flows, analyzing and deriving the most basic information from sociological surveys, formulating expectations on the dynamics of elite politicians' ratings, improving production and service processes, subjecting product quality to comprehensive diagnostics. The present article aims to give a characteristic of food market research by the method of price prediction algorithm, considering as an example agricultural enterprise product analyzed with the comprehensive use of neural network potential. The food market is fully characterized by the conjuncture as an important predictable factor, which is why they study product price forecasting. This article is aimed at showing the principles of price forecasting and the corresponding neural network implementation algorithm generated by the supply of the food market, considering such a type of product as agricultural.

Keywords: food market, neural network, neural network algorithm, forecasting

For citation: Zhabin V.E. 2022. Development of Neural Network Algorithms for Food Market Forecasting. Economics. Information technologies, 49(3): 582–588 (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2022-49-3-582-588

Введение

Каждый из регионов в России в последнее время особенно внимательно концентрируется на стабильной продовольственной безопасности из-за начавшегося разрушения монополярного мира, катализировавшего в свою очередь новые волны санкций против РФ, тогда как непосредственно продовольственным рынкам свойственной остается крайне лабильная ситуация. Для предприятия прогнозировать итоги деятельности, определить ожидания по ключевым показателям развития нужно, чтобы получить основу для оформления в программе будущей деятельности. Данный постулат распространяется и на аграрную отрасль и перерабатывающий сельскохозяйственную продукцию сектор. Нынешний уровень цифровизации отечественного сельского хозяйства вызывает серьезную обеспокоенность: отсутствие научных и практических знаний об инновационных современных сельскохозяйственных технологиях и методологии, отсутствие глобального прогноза цен на сельскохозяйственную продукцию и неразвитость системы логистики, хранения и доставки ведут к высоким производственным затратам [Бубенок, 2019]. Вопрос об успешном прогнозировании предreshен, если остановиться на корректно выбранном методе, работа по которому гарантирует прогнозу достоверность и точность, но при этом не сделает его затратным ни по времени, ни по средствам [Дегтярёва, Таспаев, 2011].

Продовольственный рынок полноценно характеризует конъюнктура как важный прогнозируемый фактор, из-за чего изучают прогнозирование цен на продукцию. Настоящая статья нацелена на то, чтобы показать принципы прогнозирования цен и соответствующий алгоритм нейросетевой реализации, образующихся на предложение продовольственного рынка, рассмотрев такой вид продукции, как сельскохозяйственную.

Объекты и методы исследования

В последние годы цены прогнозируются такими основными методами:

1) признать сложность метода «Сегодня будет как вчера, завтра будет как сегодня» из-за примитивности нельзя, равно как и высокую эффективность. Метод передан выражением:

$$Y(t+1)=Y(t), \quad (1)$$

поскольку суть гипотезы состоит в следующем: «завтра будет как сегодня» [Каллан, 2001];

2) о методе экспоненциального приближения в источниках заявлена достаточная точность:

$$Y(t+1)= a \cdot Y(t)+(1-a) \cdot Y'(t), \quad (2)$$

где $Y(t+1)$ – в прогнозе показаны ожидания на период, следующий за текущим; $Y(t)$ – значение, являющееся реальным на момент t ; $Y'(t)$ – ожидания, данные в прошлом прогнозе о моменте t ; a – принятая по сглаживанию константа ($0 \leq a \leq 1$) [Хайкин, 2006].

Но слабое место метода состоит в том, что точными ожидания о росте цен не будут, поскольку прогнозирование инвариантно дает значение либо тождественное предыдущему, либо несколько ниже.

Метод нуждается в незначительной доработке, чтобы можно было вести расчеты в нейросети, чтобы войти в диапазон глобальных минимумов функции ошибки, проведя расчеты по кривой ошибки и откорректировав константу « a ». После доработки метод обновлен так, что прогнозирование базируется на задействованной ИНС, на самом эффективном варианте – многослойном перцептроне. Решение выделяется мощностью и апробировано как совершенно адекватное, если поставлена задача прогнозировать цены.



Сильными сторонами метода назовем:

- данные полноценно обобщаются;
- данные, несмотря на различие форматов, подаются на вход, доказывая право применить функцию многих переменных;
- любое из внешних изменений встречается с высокой адаптивностью;
- данные проходят обработку с высокой скоростью, что отличает аппаратную реализацию алгоритма;
- обучаемость ИНС и отсутствие необходимости программировать систему, что делает решение простым в использовании.

Прогнозировать цены на традиционных моделях не настолько эффективно, как применять нейронные сети из-за того, что последними учитываются значительные объемы данных (порядка тысяч и выше за несколько десятков лет). Это делает прогноз наиболее точным. Оптимально для прогнозирования работать с нейросетями, если входные данные размещены в огромном массиве, а закономерности не вскрыты исследователем. Рационально взять любой нейросетевой метод как основу решения задачи, если данные отличает неполнота или «зашумленность», нужна развитая интуиция исследователя [Редько, 2017].

Продуктивность нейросетей доказана для прогнозирования ситуации на рынках, подбора способов, оптимизирующих товарно-денежные потоки, аналитики и систематизации ответов респондентов в социологических опросах, формулировки ожиданий о переменах в политических рейтингах, изменений нуждающихся в оптимизации производственных процессов, комплексности диагностики продукции на предмет качества.

Деятельность в агропромышленном секторе является рентабельной, если государство зададо диапазон закупочных цен. Образование цены согласуется правительством с издержками, понесенными производителями, воздействию среды социально-экономической или политической с соответствующими факторами [Байдаков, Назаренко, Сергиенко, 2013]. Такие аспекты требуют, чтобы стратегия управлением предприятиями в агропромышленном комплексе строилась по результатам прогнозирования закупочных цен.

Ожидания о том, насколько высокими или низкими будут цены на сельскохозяйственные культуры, опираются на ряд факторов, ведущих в данном методе:

- 1) урожайными ли были истекшие периоды;
- 2) историческая ретроспектива цен, задаваемых на агропродукцию в более ранних периодах;
- 3) насколько урожайный текущий год, а также насколько велики совокупные издержки;
- 4) оценка эксперта как профессионала с адекватной уровню прогноза квалификацией.

Примечательно, что рынок сельскохозяйственной продукции отличается хорошей прогнозируемостью цен. По отдельным культурам спрос возникает как постоянный или сезонный, а ожидания о сезонности также предсказуемые [Горенкова, Андриянова, Нечипоренко, 2016]. Чтобы поднять точность, вводят факторы дополнительного характера – насколько оптимально складывались погодные условия, как на рынке складывается конъюнктура, параметры урожайности. Если прогнозирующий работает с опорой на комплексный подход, учитывает множество факторов, то ожидания формулируются особенно точными.

Результаты и их обсуждение

Статистика как наука предоставила большинство из используемых для прогнозирования закупочных цен методов. Такие инструменты выделяются изученностью и доступностью альтернатив составления прогнозирования по той или иной модели. Цифровая экономика в РФ переводит в формат актуального решения обработку данных для прогнозирования в нейронных сетях. Сложность работы с нейронными сетями создает отсутствие практики у пользователя, что мешает грамотно выбрать входные факторы. Чем лучше была сделана предварительная обработка, тем легче будет решена задача классификации [Ширяев, 2009].

Условие правильности на стадии предварительной обработки входного потока и уточнения объема обучающей выборки выводит метод в число безошибочных и идеально идентифицирующих наиболее общие из закономерностей динамики трендов [Рыбина, 2010].

Продукция сельскохозяйственных предприятий обладает некоторой спецификой прогнозирования цен:

- 1) не всегда результаты прогнозирования выражены не приблизительными данными;
- 2) не всегда последовательно изложена информация о рынке сельскохозяйственных культур, некоторые данные пробельные, если урожайность по отдельным периодам не показана в отчетности;
- 3) даты в среднем разделяет интервал 14 дней;
- 4) погода и климат переменчивые от периода к периоду;
- 5) импорт в текущий момент колеблется против анализируемого периода.

Исследовательская деятельность по поводу прогнозирования развернута комплексная и продемонстрировала факторы основного и вторичного порядка, отражающихся на достоверности прогнозируемых цен. За каждым из факторов определена значимость, для чего введена критериальная шкала на 1–5 баллов: «1» – фактор признан абсолютно несущественным, «5» – за фактором определен вес максимального.

Раскроем веса вторичных факторов с целью прогнозировать цены в таблице 1.

Таблица 1
Table 1

Вторичные факторы прогнозирования уровня цен
Secondary Price Level Predictors

Вторичные факторы	Значимость для прогнозирования
Диверсификация	1
Дифференциация продукта	2
Погодные условия	3
Складские условия	4
Уровень экспорта	4
Уровень импорта	5
Наличие рисков	5
Концентрация покупателей	5

Несомненно, что факторы по весу обладают неодинаковой значимостью. Аналитика позволяет утверждать, что не каждый фактор приведет модель к динамике. Но другие факторы в прогнозную модель можно не вводить из-за низкой информативности или невозможности передать математическими величинами.

Покажем наглядно, как схематически взаимосвязаны факторы первичного и вторичного порядка на прогнозируемые цены (рис. 1).

Смоделируем нейронные сети, в рамках которых происходит прогнозирование цен на агрокультуры. Критерием эффективности нейронных алгоритмов будет ускорение решения задач по сравнению с традиционными методами [Галушкин, 2015]

Перечислим параметры, без которых не осуществляется моделирование прогнозирования методом нейросетевого решения:

1. какой интервал берется для прогнозирования (I_n) – указывает на частоту создания очередного нового прогноза;
2. через период прогнозирования (Π_n) отражают, какой временной интервал охватит составляемый прогноз;
3. по частоте прогнозирования (\mathcal{C}_n) судят о том, сколько лет охвачено составляемым прогнозом.



Рис. 1. Схема взаимодействия первичных и вторичных факторов
 Fig. 1. Scheme of interaction of primary and secondary factors

Прогнозируя цены, нейросеть требует ввода определенных входных данных в виде различных временных рядов:

- закупочных цен – $P_z(t)$;
- продажных цен – $P_i(t)$;
- прихода – $A_i(t)$;
- расхода – $E_i(t)$;
- остатков – $O_i(t)$;
- ряд спроса – $S_t(t)$.

Также сюда вводят и данные, характеризующие матрицу корреляции цен $M_{ij}(t)$.
 Формула, по которой рассчитывается величина остатка в моменте t , следующая:

$$O(t) = O(t - 1) - E(t) + A(t). \quad (3)$$

Самым информативным источником для ввода данных по методу нейронной сети признают историю продаж – почти 60%. В качестве входного фактора рассматривают вектор $F_i(t)$, содержащий информацию о том, какие временные ряды характеризуют обе категории цен – продажные и закупочные, а также расходы и приходы, спрос против остатков. Метод приводит к выводу, конечному итогу, – той величине $P_i(t+1)$, которая является единственной. Значит, цену показывают как наступающий следующим квант времени.

Только по этапам ведется работа в нейросетевой модели при прогнозировании цен:

- 1) осуществить выбор величин – частоты (\mathcal{C}_n), интервала (\mathcal{I}_n) и периода, охваченного прогнозированием (\mathcal{P}_n);
- 2) определить уместные из входных факторов;
- 3) способом кросс-корреляционного анализа изучить прошедшие отбор входные факторы, а часть отбросить, если корреляция является ярко выраженной;

4) придать вид исходным данным, наиболее оптимальный, чтобы приведение завершилось анализом и прогнозом. С этой целью сглаживание позволяет нивелировать пробелы в истории

$$P \frac{t}{g} = \beta * (\sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^N * P_{ij}) / (N-1)*T, \quad (4)$$

где P_g – назначенная на сельскохозяйственную культуру t ожидаемая цена, поскольку период p не описан достоверными данными, взятыми как предположительные;

T – сколько агрокультур по характеристикам тождественные к заданной;

N – периоды, вводимые в историю прогнозирования;

β – сглаживание через константу, заданную экспертом.

Сглаживание рассчитывают, обратившись к методу скользящей средней, а период берется 3. Величины подставляются в выражение:

$$F_{t+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_{t-i+1}, \quad (5)$$

где N – периоды, истекшие до прогнозируемых, количество которых вводится в скользящее среднее; F – константа для сглаживания, принятая на момент (t); A – по факту величина, взятая в некоторый момент (t).

5) нейронную сеть изучают методом структурного синтеза, чтобы найти наиболее адекватный метод обучения согласно типу;

6) к нейронной сети приложить параметрический синтез, для чего воспользоваться блоком генетического подбора, задав для модели генетический алгоритм.

Когда эволюция (L) подходит к последнему этапу, то производится отбор значения Z , чтобы показать оптимум сетей по количеству. Этот шаг открывает возможности итогового прогноза по временному кванту $t+1$, а затем произвести расчеты величины – среднее комитета нейросетей, применив выражение:

$$L = (\sum_{i=1}^Z L_i) / Z. \quad (6)$$

7) завершая алгоритм, осуществляют прогнозирование, положив в основу данные из точки актуальности, а затем выявляют ошибки способом проверки.

Заключение

Резюмируем, что входные факторы, учитываемой нейросетевой моделью прогнозирования, многочисленны, что значительно поднимает прогнозную точность данных. Примечательно, что функциональность многослойных нейронных сетей настолько широка, что не существует затруднений для операции нелинейной аппроксимации, хотя функция сопровождается множеством переменных. Однозначно, что выявленные особенности делают метод нейронных сетей приоритетным и незаменимым для цен, уровень которых прогнозируется на сельскохозяйственные культуры.

Список литературы

- Байдаков А.Н., Назаренко А.В., Сергиенко Е.Г. 2013. О построении прогнозных сценариев развития зернового производства. Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 94: 784–794.
- Бубенок Е.А. 2019. Искусственный интеллект в цифровой платформе как драйвер инновационного развития прорывных технологий развития отечественного АПК. Вестник МИРБИС. 1(17): 90–95. DOI: 10.25634/MIRBIS.2019.1.11
- Галушкин А.И. 2015. Нейронные сети: основы теории. М.: РиС, 496 с.



- Горенкова Ю.С., Андриянова К.А., Нечипоренко Л.В. 2016. Управленческие аспекты прогнозирования. Эволюция современной науки: сб. ст. международной научно-практической конференции. Уфа: АЭТЕРНА. 123–125.
- Дегтярёва Т.Д., Таспаев С.С. 2011. Планирование на предприятиях АПК: учебно-практическое пособие, под ред. проф. Т.Д. Дегтярёвой. Оренбург: Издательский центр ОГАУ, 170 с.
- Каллан Р. 2001. Основные концепции нейронных сетей: пер. с англ. М.: Вильямс, 290 с.
- Редько В.Г. 2017. Эволюция, нейронные сети, интеллект: Модели и концепции эволюционной кибернетики. М.: Ленанд, 224 с.
- Рыбина Г.В. 2010. Основы построения интеллектуальных систем. М.: Финансы и статистика: ИНФРА-М, 432 с.
- Хайкин С. 2006. Нейронные сети. Полный курс: пер. с англ. 2-е изд., испр. М.: Вильямс, 1104 с.
- Ширяев В.И. 2009. Финансовые рынки: Нейронные сети, хаос, и нелинейная динамика: Учебное пособие. Изд. 2-е, испр. и доп. М.: Книжный дом «ЛИБРОКОМ», 232 с.

References

- Baidakov A.N., Nazarenko A.V., Sergienko E.G. 2013. On the construction of forecast scenarios for the development of grain production. Polythematic network electronic scientific journal of the Kuban State Agrarian University. 94: 784–794. (in Russian)
- Bubenok E. A. 2019. Artificial intelligence in the digital platform as a driver of innovative development of breakthrough technologies for the development of the domestic agro-industrial complex. Bulletin of MIRBIS. 1(17): 90–95. DOI: 10.25634/MIRBIS.2019.1.11 (in Russian)
- Galushkin A.I. 2015. Neural networks: fundamentals of theory. M.: RiS, 496 p. (in Russian)
- Gorenkova Y.S., Andriyanova K.A., Nechiporenko L.V. 2016. Management aspects of forecasting. Evolution of modern science: collected articles of the international scientific-practical conference. Ufa: Aeterna. 123–125. (in Russian)
- Degtyaryova T.D., Taspayev S.S. 2011. Planning at the enterprises of the agroindustrial complex: a training manual, ed. by prof. T.D. Degtyaryova. Orenburg: Publishing Center OGAU, 170 p. (in Russian)
- Kallan R. 2001. Basic Concepts of Neural Networks. transl. from English: Williams, 290 p. (in Russian)
- Redko, V.G. 2017. Evolution, neural networks, intelligence: Models and concepts of evolutionary cybernetics. Moscow: Lenand, 224 p. (in Russian)
- Rybina G.V. 2010. Fundamentals of building intelligent systems. M.: Finance and statistics: INFRA-M, 432 p. (in Russian)
- Haikin S. 2006. Neural Networks: A Full Course: Translated from English. Moscow: Williams, 1104 p. (in Russian)
- Shiryaev V.I. 2009. Financial Markets: Neural Networks, Chaos, and Nonlinear Dynamics: Textbook. Ed. 2nd, rev. and additional. M.: Book house "LIBROKOM", 232 p. (in Russian)

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Жабин Владислав Евгеньевич, аспирант кафедры прикладной информатики института экономики и управления АПК, Российский государственный аграрный университет – МСХА им. К.А. Тимирязева, Москва, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Vladislav E. Zhabin, Postgraduate student of Applied Informatics Department, Institute of Economics and Management of Agroindustrial Complex, Russian State Agrarian University - Moscow Timiryazev Agricultural Academy, Moscow, Russia