

3. Соя. Требования при заготовках и поставках: ГОСТ 17109-88. – Введ. 01.07.1990. – Москва: М-во по хлебопродуктам СССР, 1990. – 8 с.

4. Стандарт контроля качества соевых бобов [Электронный ресурс] // Xinh industry. – Режим доступа: <http://chinese-company.ru/zakup/soya/kachestvo/standart.pdf>. – Дата доступа: 01.02.2023.

УДК 330.46:338.27

ИННОВАЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОИЗВОДСТВА САХАРНОЙ СВЕКЛЫ В РЕСПУБЛИКЕ БЕЛАРУСЬ

Мозоль А. А., канд. экон. наук, ассистент

*УО «Белорусский государственный экономический университет»,
Минск, Республика Беларусь*

Ключевые слова: нейросетевые модели, прогнозирование, агро-промышленный комплекс, погодно-климатические условия, урожайность, риск.

Аннотация. Инновационные методы моделирования позволяют не только получать точные прогнозы показателей эффективности производства агропромышленной продукции, но и фиксировать латентные закономерности в рядах урожайностей сельскохозяйственных культур. В статье рассмотрены актуальные вопросы прогнозирования производства агропромышленной продукции. Проведен анализ и моделирование временного ряда урожайности сахарной свеклы в Республике Беларусь с помощью нейронных сетей.

INNOVATIVE MODELING OF SUGAR BEET PRODUCTION IN THE REPUBLIC OF BELARUS

Mozol A. A., Candidate of Economic Sciences, Assistant

*Belarusian State Economic University,
Minsk, Republic of Belarus*

Keywords: neural network models, forecasting, agro-industrial complex, weather and climate conditions, productivity, risk.

Summary. Innovative modeling methods make it possible not only to obtain accurate forecasts of indicators of the efficiency of agro-industrial production, but also to fix latent patterns in the series of crop yields. The article deals with topical issues of forecasting the production of agro-industrial products. The analysis and modeling of the time series of sugar

beet yields in the Republic of Belarus was carried out using neural networks.

Введение. Проблема прогнозирования агроэкономических показателей многие годы остается неизменно актуальной, так же, как и подбор экономико-математических моделей для построения и обоснования полученных результатов прогнозов. Не менее важным аспектом выступает точность расчетов использованных методов, которая не всегда находится в допустимых пределах. Это обуславливает тот факт, что традиционные подходы к математическому моделированию при прогнозировании агропоказателей не отражают реальной ситуации в будущем.

Нейронные сети давно стали популярным инструментом аналитиков и аппарата управления. Их преимуществами выступают, несомненно, точность проводимых расчетов и построения прогнозов. Однако присутствует и обратная сторона применения нейросетевого анализа: для получения адекватных результатов необходимо проводить углубленный поиск исходных данных для исследования характеристик зависимостей, представляющих собой внушительные по длине временные ряды. Также не менее важную роль играет выбор метода, способного обеспечить достоверность и точность прогноза при снижении затрат времени и средств на его разработку.

Основными параметрами погодных условий, влияющими на формирование урожая сельскохозяйственных культур, являются количество осадков за отдельные периоды вегетационного периода и температурный режим [1]. Эти факторы имеют как самостоятельное, так и общее влияние на урожайность, что целесообразно измерять также величиной гидротермического коэффициента (ГТК) [2].

Для построения нейросетевых моделей определим параметры, которые будут использоваться для реализации алгоритма построения, описанного в [3, с. 63]:

x_1 – сумма осадков за третью декаду августа и первую декаду сентября;

x_2 – сумма осадков за вторую декаду июня;

x_3 – среднедекадная температура воздуха за третью декаду июня;

x_4 – среднедекадная температура воздуха за первую декаду сентября;

x_5 – гидротермический коэффициент.

В качестве выходного параметра для модели выступает урожайность каждой из основных сельскохозяйственных культур.

Для построения модели были использованы данные об урожайности сахарной свеклы и погодно-климатических условиях за период с 1940 по 2021 г. Для более наглядного представления о процессах формирования урожайности в зонах рискованного земледелия была произведена визуализация ряда (рис. 1).



Рис. 1. Гистограмма для временных рядов урожайности сахарной свеклы в среднем по Республике Беларусь

В данном ряду заключена информация об определенных закономерностях, которые в научной литературе принято относить к так называемой долговременной памяти. Это видно из сравнения данного ряда с исследованием [3, с. 60]. Такая долговременная память сравнима с циклом солнечной активности: регулярно повторяющиеся годы повышенной солнечной активности являются также и годами климатических аномалий на Земле [4].

Для моделирования ряда урожайности был использован прикладной программный пакет Statistica Neural Networks. Важным этапом становится определение процентной составляющей ряда, которая будет направлена на обучение сети. Как правило, обучающая выборка составляет около 70 % всего ряда, так как от уровня обученности будет зависеть качество всей нейронной сети. Под тестовую и контрольную выборки определим по 15 % длины ряда для определения результатов обучения по расхождениям с фактическими значениями.

Производительность нейронной сети определяется величиной корреляции между полученным после обучения и исходным рядами, и чем ближе этот показатель к единице, тем точнее сеть описывает происходящий процесс. Была выбрана сеть с наилучшими показателями, и ее результаты представлены на рис. 2:

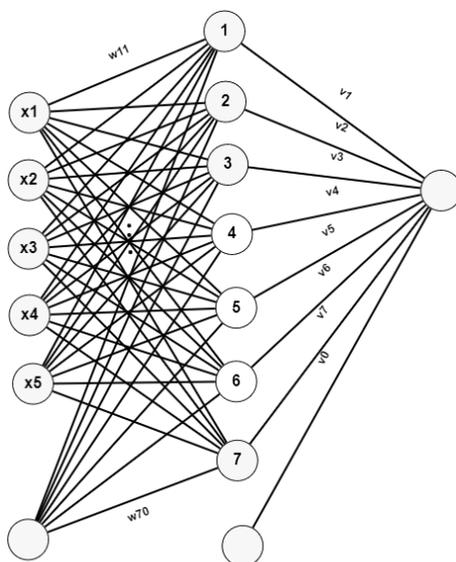


Рис. 2. Содержание модели нейронной сети MLP 5-7-1 для прогнозирования уровня средней урожайности сахарной свеклы

Функции активации скрытых нейронов для модели нейронной сети MLP 5-7-1 представлены в табл. 1. При этом ошибка прогноза модели составила 3,587 %. Для расчета данного показателя была использована формула средней ошибки аппроксимации, позволяющая оценить среднее отклонение прогнозного показателя от фактического. Таким образом, ошибка составила менее 5 %, что свидетельствует о том, что построена адекватная модель.

Таблица 1. Функции активации нейронов в модели нейронной сети MLP 5-7-1 для прогнозирования уровня средней урожайности сахарной свеклы

Функция активации скрытых нейронов	Функция активации выходных нейронов
Гиперболическая	Экспоненциальная
$f(x) = th(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	$f(\alpha, x) = \begin{cases} \alpha(e^x - 1), & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases}$

Результаты прогнозирования временного ряда с использованием нейронных сетей представлены в табл. 2.

Таблица 2. Прогнозные значения урожайности сахарной свеклы на 2023–2030 гг., ц/га

Годы	Нижняя граница прогноза	Точечный прогноз	Верхняя граница прогноза
2023	462,9	471,4	479,9
2024	498,8	507,9	517,0
2025	488,8	497,7	506,6
2026	520,0	529,5	539,0
2027	492,4	501,4	510,4
2028	453,5	461,8	470,1
2029	412,1	419,6	427,1
2030	425,5	433,3	441,1

Имея данные об уровнях урожайности сельскохозяйственных культур, становится возможным управлять рисковыми ситуациями, возникающими в процессе агропромышленного производства. Опираясь на прогнозные показатели, можно предотвратить дефицит или же, наоборот, профицит сборов сельскохозяйственных культур. Также, имея данные об урожайности в зависимости от погодно-климатических условий, становится возможным снижение затрат на содержание и обработку сельскохозяйственных культур. Например, если ожидается высокая урожайность сахарной свеклы в предстоящем году, то не стоит вносить дополнительные удобрения, организовывать дополнительный полив почвы, задействуя при этом человеческий труд, который в свою очередь повлечет за собой увеличение себестоимости культуры как готовой продукции. Данный факт будет сопровождаться снижением конкурентоспособности сахара на рынке, что приведет к потерям прибыли.

Именно для недопущения дефицитов и профицитов сельскохозяйственных культур проводятся такого рода исследования для выбора путей управления рисковыми ситуациями.

Подводя итог данного исследования, стоит отметить, что нейронные сети проявляют отличные характеристики при моделировании и прогнозировании с минимальными отклонениями и ошибками. Соответственно представляется небезынтересным их использование в агропромышленном комплексе Республики Беларусь для прогнозирования показателей и принятия управленческих решений в области предотвращения риска и обеспечения устойчивого развития производства.

Заключение. Таким образом, для агропромышленного комплекса Республики Беларусь разработана комплексная экономико-математическая модель прогнозирования производства сахарной свеклы. Модель включает в себя оценку влияния погодно-климатических факторов на сельскохозяйственное производство. Особенностью модели также выступает определение латентных взаимосвязей между факторами, оказывающими влияние на конечные показатели эффективности. Использование нейросетевых моделей в определении параметров развития аграрных организаций, которым присущ высокий уровень рискогенности, позволяет получать весьма точные прогнозы с минимальными ошибками, что обусловлено особенностью работы нейронных сетей по принципу схожести с работой биологических нейронов. Данная особенность способствует более интенсивному внедрению элементов искусственного интеллекта в управление производственно-хозяйственной деятельностью аграрных организаций.

ЛИТЕРАТУРА

1. Олейник, А. В. Цикличность сельскохозяйственного производства / А. В. Олейник // *Белорус. экон. журн.* – 2004. – № 1. – С. 39–48.
2. Мозоль, А. А. Оценка влияния погодно-климатических факторов при прогнозировании урожайности / А. В. Мозоль, А. А. Мозоль // *Науч. тр.: юбил. сб. / Белорус. гос. экон. ун-т.* – Минск, 2018. – Вып. 11. – С. 288–296.
3. Мозоль, А. А. Прогнозирование урожайности картофеля в Республике Беларусь на основе нейросетевого моделирования / А. А. Мозоль // *Проблемы экономики: сб. науч. тр.* – 2022. – № 1 (34). – С. 57–67.
4. Jevons, W. S. On the study of periodic commercial fluctuations, with five diagrams / W. S. Jevons // *Investigations in Currency and Finance* / ed. by H. S. Foxwell. – London, 1884. – P. 3–10.

УДК 005.591.6(476)

СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ДИФФЕРЕНЦИАЦИИ РЕГИОНОВ ПО ИННОВАЦИОННОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

Сазонова С. П., ст. преподаватель

*УО «Белорусская государственная сельскохозяйственная академия»,
Горки, Республика Беларусь*

Ключевые слова: инновационная деятельность, регионы, индикаторы инновационных показателей, эконометрическая модель

Аннотация. С увеличением роли инноваций развитие и управление инновациями в регионе являются одной из главных задач, так как они напрямую оказывают влияние на основные показатели развития реги-