



Экономическая информатика

<https://doi.org/10.25559/SITITO.021.202503.604-613>

УДК 004.42:519.86:631.1

Информационные технологии многоуровневого моделирования в решении управленческих задач аграрного производства

Я. М. Иванько, С. А. Петрова*, В. В. Цыренжапова

Оригинальная статья

ФГБОУ ВО «Иркутский государственный аграрный университет имени
А. А. Ежевского», п. Молодёжный, Российская Федерация

Адрес: 664038, Российская Федерация, Иркутская область, м. р-н Иркутский,
с. п. Молодежное, п. Молодежный, зд. 1/1

* sofia.1987@bk.ru

Аннотация

Рассмотрены разработанные программные приложения для решения управленческих задач прогнозирования и планирования производства аграрной продукции в благоприятных, неблагоприятных и усредненных условиях деятельности сельскохозяйственного предприятия, основанные на многоуровневых моделях и искусственном интеллекте. Предложено использовать три трендовые модели для прогнозирования производственно-экономических характеристик с учетом иерархической структуры временного ряда, отражающей изменчивость локальных минимумов, локальные максимумы и промежуточных значений. Для случайного ряда прогноз высоких значений ориентирован на среднее значение локальных максимумов, низких значений – на среднее значение локальных минимумов с оценкой их вероятностей. Среднее значение, соответствующее определенной вероятности, описывает усредненные условия работы предприятия. Если характеристика временного ряда описывается многоуровневыми значимыми трендами, то прогноз высоких, низких и промежуточных значений осуществляется по каждому тренду. Особенностью многоуровневого прогнозирования является учет циклов – интервалом между локальными минимумами и максимумами. Отдельно предлагается моделировать высокие и низкие события как значения, располагающиеся выше тренда локальных максимумов и ниже тренда локальных минимумов. Высокие и низкие события, как правило, являются случайными величинами, подчиняясь закону распределения вероятностей. Для реализации приведенного алгоритма разработан программный комплекс на языке программирования C#. В дополнение к нему создано программное приложение для прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур с использованием машинного обучения и нейронной сети. Для прогноза применяются многолетние ряды урожайности сельскохозяйственных культур и суточные температуры воздуха и осадки за вегетационный период. Алгоритм многоуровневого моделирования характеристик позволяет осуществлять многоуровневое планирование с использованием задач многоуровневого параметрического и стохастического программирования для благоприятных, неблагоприятных, усредненных условий и вероятных событий. Разработан программный комплекс, позволяющий на основе базы данных и знаний, включающих биологические, экологические, природно-климатические и экологические характеристики, прогнозировать и планировать аграрное производство на основе многоуровневого моделирования с использованием искусственного интеллекта.

Ключевые слова: многоуровневое моделирование, тренд, события, параметрическое программирование, факторы, программный комплекс, искусственный интеллект, аграрное производство

Финансирование: Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 24-21-00502 «Алгоритм многоуровневого моделирования характеристик и его приложение в управлении аграрным производством», <https://rscf.ru/project/24-21-00502>).

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Иванько Я. М., Петрова С. А., Цыренжапова В. В. Информационные технологии многоуровневого моделирования в решении управленческих задач аграрного производства // Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2025. Т. 21, № 3. С. 604-613. <https://doi.org/10.25559/SITITO.021.202503.604-613>

© Иванько Я. М., Петрова С. А., Цыренжапова В. В., 2025



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.



Information Technologies of Multilevel Modeling in Solving Management Tasks of Agricultural Production

Y. M. Ivanyo, S. A. Petrova*, V. V. Tsyrenzhapova

Original article

Irkutsk State Agrarian University named after A.A. Ezhevsky, Molodezhny, Russian Federation

Address: build. 1/1, Irkutsk district, Molodezhny 664038, Irkutsk region, Russian Federation

* sofia.1987@bk.ru

Abstract

Time series characteristics used to solve management problems have various dynamic-stochastic properties. Moreover, the time series levels of many characteristics fluctuate significantly. High values may change differently than low or average values. Therefore, it is proposed to take into account the hierarchical structure of time series, identifying sequences of local minima, local maxima, and intermediate values. In this case, the variability of each sequence is individually studied for use in solving problems of managing various aspects of agricultural production. Processing a large number of production-economic, climatic, environmental, and biological characteristics demonstrates the relevance of multilevel modeling, particularly for forecasting and planning agricultural production characteristics. This article describes the potential of multilevel trends in dynamic-stochastic series for forecasting agricultural crop yields, as well as multilevel modeling of random series. The conditions for applying multilevel models are defined. Methods for probabilistically assessing high and low events – values exceeding the trend of local maxima and the average value of local maxima, as well as values below the trend of local minima and the average value of local minima – are presented. Multilevel forecasting using trends and probabilistic assessment of the average values of local minima and maxima are proposed for multilevel optimization of agricultural production based on a parametric and stochastic programming problem. Multilevel modeling according to the parametric problem enables optimal solutions for planning production under average, unfavorable, and favorable conditions over a long-term perspective. The solution to this problem is associated with the optimization of agricultural production taking into account favorable and unfavorable events. The conditions for applying the first and second extreme problems are determined. A software package is proposed, including a knowledge and data base and applications for solving multilevel forecasting and planning problems using artificial intelligence, probabilistic assessment of events, and the development of plans related to these events.

Keywords: multilevel modeling, trends, events, parametric programming, factors, software package, artificial intelligence, agricultural production

Funding: The research was carried out with the financial support of the Russian Science Foundation, project No. 24-21-00502 "A Multilevel Modeling Algorithm for Agricultural System Characteristics and Its Application to Agricultural Production Management", <https://rscf.ru/project/24-21-00502>.

Conflict of interests: The authors declares no conflict of interest.

For citation: Ivanyo Y.M., Petrova S.A., Tsyrenzhapova V.V. Information Technologies of Multilevel Modeling in Solving Management Tasks of Agricultural Production. *Modern Information Technologies and IT-Education*. 2025;21(3):604-613. <https://doi.org/10.25559/SITITO.021.202503.604-613>



Введение

Для разных регионов и стран повышение эффективности управления производственными процессами в разных отраслях экономики, связанное во многом с оптимизацией использования ресурсов при получении продукции, не теряет своей актуальности [1-5]. Для достижения высоких результатов в хозяйственной деятельности необходимо качественное прогнозирование и эффективное планирование с разной заблаговременностью – от краткосрочной до долгосрочной [6-9] в условиях интенсивного управления и непредсказуемого воздействия климатических факторов [10-12]. При прогнозировании и планировании необходимо учитывать риски, вызванные внешними условиями, производственно-экономическими, технологическими и другими факторами [2], [11], [13]. Влиянию различных факторов и их сочетаний особенно сильно подвержено аграрное производство. Сильные засухи, ливневые осадки, паводки, половодья и другие экстремальные явления осложняют работу даже технологически устойчивых сельскохозяйственных предприятий [14-17].

При прогнозировании производственно-экономических характеристик могут использоваться тренды, на основе которых получают прогнозы на определенную перспективу в виде точечных и интервальных значений. При этом интервальный прогноз связан с заблаговременностью, объемом ряда и t -критерием, соответствующем заданному уровню значимости. Одним из основателей теоретических основ этого направления исследований был Р. Фишер¹.

В работах [6, 7] характеристики временных рядов рассмотрены в виде иерархических структур: последовательности локальных минимумов и максимумов и промежуточных значений. На основе обработки большого числа временных рядов сделано допущение о близости статистических закономерностей промежуточных значений и всего ряда значений с точки зрения тенденций. Поэтому в конечном итоге многоуровневую иерархию ряда предлагается описывать на основе всего ряда, локальных минимумов и максимумов. Такое рассмотрение характеристики временного ряда позволяет моделировать три уровня – верхний, нижний и средний. Первый из них соответствует высоким значениям, нижний – низким значениям, средний характеризует все значения.

Между тем временные ряды могут быть случайными, с невысокими автокорреляционными значениями и обладать значимыми трендами. Для случайных выборок многоуровневое моделирование предлагается описывать вероятностной оценкой средних локальных минимумов, локальных максимумов и всего ряда. События же определяются как значения выше среднего локальных максимумов и значения ниже среднего локальных минимумов [3], [6]. Для характеристик рядов со значимыми многоуровневыми трендами строятся модели для локальных минимумов и

максимумов и всего ряда. Прогноз осуществляется для верхних, нижних значений и всего ряда. В частности, для урожайности сельскохозяйственных культур тренд локального минимума характеризует неблагоприятные условия получения урожая. Тренд локальных максимумов отражает благоприятные факторы конечного результата. Тренд же всего ряда описывает усредненную ситуацию производственных и внешних условий. Что касается благоприятных (высоких) и неблагоприятных (низких) событий, то здесь это значения, расположенные выше тренда локальных максимумов, и значения, находящиеся ниже тренда локальных минимумов. Многоуровневые тренды и вероятностные оценки средних значений характеристик временных рядов и локальных минимумов и максимумов позволяют использовать для оптимизации производства аграрной продукции многоуровневую задачу параметрического программирования. С ее помощью определяются плановые характеристики на краткосрочную и среднесрочную многолетнюю перспективу в трех вариантах для усредненных, благоприятных и неблагоприятных условий. Отдельно решаются задачи математического программирования для благоприятных и неблагоприятных событий в интервалах их вероятностей.

Вместе с тем интерес для повышения эффективности агропромышленного производства, его устойчивости, экологической чистоты производимой продукции, нивелирования природных, техногенных, экологических и экономических рисков могут использоваться современные цифровые технологии и методы искусственного интеллекта [18-20]. При обработке больших площадей на сельскохозяйственных предприятиях большую актуальность имеет применение технологий точного земледелия, включая использование данных, полученных методами дистанционного зондирования Земли [21-23]. Когнитивные интеллектуальные системы позволяют автоматизировать обработку данных с выдачей рекомендации лицу, принимающему решение, обеспечить автоматизированную работу машин и механизмов, повысить точность и скорость выполняемых операций при уменьшении затрачиваемых ресурсов и расширение спектра возможного применения [23-25]. Вместе с тем развитие и использование таких технологий требует ответственного подхода и особого внимания к обеспечению защищенности используемых систем [24], [26].

Целью исследования является разработка программных приложений на основе разработанного алгоритма многоуровневого моделирования для прогнозирования и планирования аграрного производства с разной заблаговременностью в благоприятных, неблагоприятных и усредненных условиях с использованием искусственного интеллекта. Для достижения цели решены задачи: 1) разработки приложения по многоуровневому прогнозированию случайных и динамико-стохастических характеристик; 2) созданию приложения по текущему

¹ Фишер Р. Статистические методы для исследователей. М.: Госстатиздат, 1958. 267 с.



прогнозированию урожайности сельскохозяйственных культур на основе факторной модели; 3) разработке программного обеспечения для прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур с помощью нейронной сети и машинного обучения.

Материалы и методы

При разработке программных приложений использованы материалы об урожайности сельскохозяйственных культур для сельскохозяйственных предприятий, муниципальных районов Иркутской области и региона за 1996-2024 гг., в некоторых случаях за 1950-2024 гг. Поскольку урожайность сельскохозяйственных культур во многом зависит от метеорологических факторов, для построения факторных моделей привлекались данные о суточных осадках и температурах воздуха за вегетационный период с 1950 по 2024 годы. Большая работа выполнена по сбору информации по биологическим агентам для разных муниципальных районов за 2017-2024 гг., а также экологическим характеристикам, включающим в себя многолетние значения по эрозии почвы и ее загрязнению.

В работе использованы метод многоуровневого моделирования временных рядов производственно-экономических характеристик, корреляционно-регрессионный анализ для построения трендов и факторных моделей, а также машинное обучение и нейронные сети.

Результаты исследования

Рассмотрим программные приложения для многолетнего прогнозирования производственно-экономических характеристик, в частности, урожайности сельскохозяйственных культур на основании многоуровневого тренда и вероятностной оценки средних значений всего ряда, локальных минимумов и максимумов. Помимо этого, выделим программное обеспечение для прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур с помощью машинного обучения и нейронной сети, использование искусственного интеллекта для построения факторных моделей с целью решения прогностической задачи в текущий год. В качестве факторов определены усредненные температуры воздуха и суммы осадков в начальный период вегетации, а также аналогичные характеристики на интервалах наибольшего влияния метеорологических факторов на урожайность сельскохозяйственных культур. Приведем результаты многоуровневого моделирования на основе предложенной задачи параметрического программирования для планирования аграрного производства на среднесрочную перспективу.

Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур с помощью многоуровневых моделей

Формула многоуровневого тренда может быть записана в следующем виде:

$$y_t^{(s)} = \hat{y}_t^{(s)} + \varepsilon_t^{(s)}, \quad (1)$$

где $\hat{y}_t^{(s)}$ – тренд, соответствующий уровню s , который принимает три значения: 1 – тренд всего ряда, характеризующий средний уровень (СУ), 2 – тренд локальных минимумов, описывающий нижние уровни (НУ) и 3 – тренд локальных максимумов, характеризующий верхние уровни (ВУ); $\varepsilon_t^{(s)}$ – остатки всего ряда, локальных минимумов и максимумов, t – время (в конкретном примере годы).

Для реализации алгоритма выделения локальных минимумов и максимумов и построения трендов с выделением событий и их вероятностной оценкой разработано программное приложение на языке программирования C# при помощи среды программирования Visual Studio 2019. Результатом работы программного обеспечения является:

- 1) выделение локальных минимумов и максимумов;
- 2) построение многоуровневых моделей временных рядов;
- 3) выбор наилучших трендов согласно статистическим критериям значимости уравнения и его коэффициентов;
- 4) вероятностная оценка перехода значений характеристики ряда в событие;
- 5) оценка потерь и прироста при наличии во временных рядах значимых трендов;
- 6) оценка потерь и прироста при описании временных рядов как случайных выборок.

В таблице 1 приведен пример многоуровневых трендовых моделей по данным урожайности зерновых, овощных культур и картофеля в Усольском районе Иркутской области с прогностическими значениями на 2025 и 2027 годы.

В приведенной таблице 1 использованы следующие обозначения: R^2 – коэффициент детерминации, α – уровень значимости регрессионного выражения, N – число низких (неблагоприятных) и высоких (благоприятных) событий, p_{kmin} и p_{kmax} – вероятности перехода значений в низкие и верхние события, Δy_{min} и Δy_{max} – наибольшие потери и наибольший прирост по модулю p_{min} и p_{max} – вероятности наибольших потерь и прироста.

Следует отметить, что были построены модели для всех сельскохозяйственных районов Иркутской области. Для построения трендов использованы следующие функции: линейная, степенная, экспоненциальная, логарифмическая, полином второй степени, логистическая и асимптотическая функции.

Помимо оценки значимости и точности регрессионных уравнений в таблице 1 приведены сведения по количеству низких и высоких событий, вероятностям перехода значений урожайности сельскохозяйственной культуры в категорию событий, наибольшие потери урожайности и прирост, соответствующие расчетным вероятностям, полученным с помощью распределения Пирсона III типа. Этот закон распределения выбран благодаря своим свойствам и соответствию



Т а б л и ц а 1. Многоуровневые модели урожайности сельскохозяйственных культур, прогнозы и вероятностная оценка событий по данным Усольского района Иркутской области за 1996-2024 гг. для всех категорий хозяйств

Table 1. Multilevel Crop Yield Models, Forecasts, and Probabilistic Assessment of Events Based on Data from the Usolsky District of the Irkutsk Region for 1996-2024 Across All Farm Categories

Культура	Уровень	Модель	R^2	α	N	p_{kmin} p_{kmax}	$-\Delta y_{min}$ Δy_{max}	p_{minx} p_{max}	Год $-\Delta y_{min}$ Δy_{max}	Прогноз	
										2025	2027
Пшеница	СУ	$\hat{y}_t^{(1)} = \frac{28,7}{(1 + e^{-0,0835t})}$	0,67	$4,4 \times 10^{-8}$	-	-	-	-	-	26,5	26,8
	НУ	$\hat{y}_t^{(2)} = \frac{23,9}{(1 + e^{-0,124t})}$	0,73	0,0011	7	0,184	-4,21	0,0121	2024	23,3	23,5
	ВУ	$\hat{y}_t^{(3)} = \frac{28,7}{(1 + e^{-0,117t})}$	0,67	0,0043	11	0,354	2,87	0,0709	1997	27,9	28,1
Ячмень	СУ	$\hat{y}_t^{(1)} = \frac{31,4}{(1 + e^{-0,098t})}$	0,59	$9,0 \times 10^{-7}$	-	-	-	-	-	29,8	30,1
	НУ	$\hat{y}_t^{(2)} = \frac{27,4}{(1 + e^{-0,113t})}$	0,72	0,0025	5	0,20	7,12	0,00893	2015	26,5	26,7
	ВУ	$\hat{y}_t^{(3)} = \frac{31,4}{(1 + e^{-0,144t})}$	0,58	0,020	11	0,403	6,6	0,0260	2004	31,0	31,1
Овес	СУ	$\hat{y}_t^{(1)} = \frac{25,9}{(1 + e^{-0,0901t})}$	0,61	$4,5 \times 10^{-7}$	-	-	-	-	-	24,3	24,6
	НУ	$\hat{y}_t^{(2)} = \frac{22,2}{(1 + e^{-0,112t})}$	0,63	0,0045	4	0,192	-7,30	0,0139	2024	21,5	21,6
	ВУ	$\hat{y}_t^{(3)} = \frac{25,9}{(1 + e^{-0,152t})}$	0,75	0,0018	10	0,412	5,42	0,0269	1998	25,7	25,7
Картофель	СУ	186,4	-	-	-	-	-	-	-	186,4	186,4
	НУ	172,4	-	-	6	0,245	-31,5	0,0278	1996	172,4	172,4
	ВУ	200,7	-	-	8	0,268	21,2	0,0407	2010	200,7	200,7
Свекла	СУ	$\hat{y}_t^{(1)} = 80,5t^{0,389}$	0,65	$7,2 \times 10^{-7}$	-	-	-	-	-	301,9	309,6
	НУ	$\hat{y}_t^{(2)} = 64,7t^{0,396}$	0,79	0,0015	5	0,186	-52,5	0,025	2013	248,8	255,2
	ВУ	$\hat{y}_t^{(3)} = 124,9t^{0,303}$	0,83	0,000060	4	0,167	37,6	0,0347	2005	349,6	356,5
Морковь	СУ	$\hat{y}_t^{(1)} = 154,1e^{0,0384t}$	0,53	$7,2 \times 10^{-6}$	-	-	-	-	-	478,2	516,4
	НУ	$\hat{y}_t^{(2)} = 110,0e^{0,0444t}$	0,72	0,0036	5	0,229	-58,7	0,0218	2014	416,1	454,8
	ВУ	$\hat{y}_t^{(3)} = 250,3e^{0,0253t}$	0,56	0,020	3	0,163	165,4	0,0111	2004	534,3	562,0

Источник: здесь и далее в статье все таблицы составлены авторами.
Source: Hereinafter in this article all tables were made by the authors.

эмпирическим функциям по критерию согласия Колмогорова на основе обработки более 150 рядов производственно-экономических характеристик. В некоторых случаях для случайных выборок предпочтительнее использовать трехпараметрическое степенное гамма-распределение.

Из перечисленных культур ряд урожайности картофеля представляет собой случайную выборку, остальные характеристики имеют значимые тенденции роста. Строго говоря, многоуровневые модели отображают устойчивые тенденции в диапазоне вероятностей $p > p_{kmin}$ и $p > p_{kmax}$. Если эти условия нарушаются, то осуществляется оценка событий. Для урожайности сельскохозяйственных культур особое значение имеют неблагоприятные события, что связано с оценкой рисков.

Многоуровневое моделирование временных рядов разных характеристик предполагает наличие большого

объема исходного ряда не менее 20-25 значений для оценки изменчивости локальных минимумов, локальных максимумов и уровней всего ряда. Такой метод позволяет прогнозировать урожайность сельскохозяйственных культур на среднесрочную и долгосрочную перспективу с учетом вероятных рисков и оценки дополнительных доходов.

Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур с использованием искусственного интеллекта

В работе [9] на основе разработанного программного обеспечения с использованием машинного обучения и нейронной сети рассматривались два варианта прогнозирования урожайности сельскохозяйственных



культур в зависимости от температуры воздуха и сумм осадков за вегетационный период. В первом варианте определялись значимые связи между результативным признаком и метеорологическими факторами за вегетационный период. Во втором случае определялись интервалы начального периода вегетации с наибольшим влиянием температуры воздуха и сумм осадков на урожайность сельскохозяйственных культур.

Для этого использованы линейные модели машинного обучения и нейронная сеть. Наилучший результат для первого варианта получен с помощью нейронной сети Temporal Fusion Transformer, базирующейся на трансформерной архитектуре, на примере прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур в Иркутском районе. Во втором варианте для нахождения некоторого интервала вегетационного периода, в течение которого наблюдается наибольшее влияние метеорологических факторов на урожайность

сельскохозяйственной культуры, применена модель бустинга над деревьями решений CatBoost. Для уточнения выбора оптимального периода дополнительно использован метод линейной регрессии. Данные для обучения моделей представляют собой статистику по урожайности сельскохозяйственных культур в Иркутском районе с 1997 по 2017 год и сведения о суточных осадках и температурах воздуха в течение теплого сезона. В качестве оценки точности результатов моделирования использованы: средняя абсолютная погрешность (δ_a) и средняя относительная погрешность (δ).

Для примера приведены результаты моделирования урожайности сельскохозяйственных культур (табл. 2) с использованием нейронной сети TemporalFusionTransformer и машинного обучения, позволяющие прогнозировать урожайность сельскохозяйственных культур в текущем году.

Т а б л и ц а 2. Сравнение погрешностей моделирования урожайности сельскохозяйственных культур с помощью нейронной сети, построенной на оптимальных интервалах и вегетационном периоде по данным Иркутского района [9]

Table 2. Comparison of Crop Yield Modeling Errors Using a Neural Network Built on Optimal Time Intervals and the Growing Season Based on Data from the Irkutsky District [9]

Сельскохозяйственная культура	Нейронная сеть, построенная на оптимальных интервалах		Нейронная сеть, построенная на вегетационном периоде	
	δ_a , ц/га	δ , %	δ_a , ц/га	δ , %
Пшеница	3,39	19,5	3,33	19,2
Ячмень	3,87	27,2	4,17	28,8
Овес	2,76	19,0	2,65	18,4
Картофель	12,8	8,32	16,0	10,2
Капуста	50,3	18,1	49,2	17,7
Свекла	13,5	6,81	16,1	8,08

Результаты прогнозирования с использованием интервалов в начальной стадии вегетационного периода, в которые факторы в наибольшей степени влияют на результативный признак, не уступают точности моделей с метеорологическими факторами за вегетационный период. Вместе с тем они имеют преимущество, позволяя по данным начального периода вегетации оценивать итоговое значение урожайности после уборки урожая.

Многоуровневая параметрическая оптимизация производства аграрной продукции

На основе программных приложений по многоуровневому моделированию и прогнозированию урожайности сельскохозяйственных культур спроектирован программный комплекс, включающий в себя базу знаний и базу данных по природно-климатическим, экологическим, производственно-экономическим и биологическим характеристикам, которая ежегодно пополняется данными. Кроме того, программный комплекс дополнен модулем оптимизации производства аграрной продукции для

планирования на основе многопараметрической и стохастической задачи математического программирования, позволяя получать оптимальные решения для усредненных; благоприятных и неблагоприятных условий, а также экстремальных событий.

Однопараметрическая задача с учетом многоуровневого моделирования записывается так:

$$f = \sum_{j \in J} c_j^s(t) x_j \rightarrow \max, \quad (2)$$

$$\sum_{j \in J} d_{ij}^s(t) x_j \leq b_i, \quad (i \in I), \quad (3)$$

$$x_j \geq 0. \quad (4)$$

где x_j – искомая переменная (площадь, га; объем производства, т) для культуры j ; $c_j^s(t)$ – прибыль от использования единицы продукции сельского хозяйства в динамике t (годы) на разных уровнях s для культуры j ; $d_{ij}^s(t)$ – использование единицы ресурса i в динамике для получения продукции от культуры j на разных уровнях s , J – число переменных (культур); I – число



ограничений. Задача параметрического программирования (2) – (4) справедлива, если выполняются неравенства $p_{ij} \geq p_{k \min ij}$ и $p_{ij} \geq p_{k \max ij}$. Другими словами, задача параметрического программирования справедлива в интервале вероятностей, p_{ij} , описывающих характеристики временных рядов задачи без верхних и нижних событий.

В противном случае задача (2) – (4) примет вид:

$$f = \sum_{j \in J} c_j^{sp} x_j \rightarrow \max, \quad (5)$$

$$\sum_{j \in J} d_{ij}^{sp} x_j \leq b_i, \quad (i \in I), \quad (6)$$

где p – вероятность, соответствующая коэффициентам c_j^{sp} и d_{ij}^{sp} в виде экстремальных событий. Неравенство (4) остается неизменным.

Оптимальным решением задачи (4) – (6) является вероятностное распределения целевых функций для верхних и нижних событий с соответствующими планами. При этом вероятности каждого оптимального решения на отрезках $p_{ij} < p_{k \min ij}$ и $p_{ij} < p_{k \max ij}$ соответствуют средним значениям вероятностей коэффициентов при неизвестных.

Задача (2) – (4) использована для оптимизации объемов производства растениеводческой продукции в Тулунском районе Иркутской области с построением многоуровневых моделей производственно-экономических характеристик (табл. 3) для планирования на 2025 и 2027 годы.

Т а б л и ц а 3. Оптимальные решения получения растениеводческой продукции в Тулунском районе
Table 3. Optimal Solutions for Crop Production in the Tulun District

Год / параметр	Пшеница	Ячмень	Овес	Картофель	Капуста	Морковь	Целевая функция, тыс. руб.
	x_1, t	x_2, t	x_3, t	x_4, t	x_5, t	x_6, t	
Усредненные условия производства продукции							
2025	56 087,2	13 244,4	12 515,5	12 699,9	118,4	257,7	1 476 345,31
2027	56 914,3	13 244,4	12 675,1	12 919,4	118,4	260,4	1 495 512,72
Неблагоприятные условия производства продукции							
2025	47 764,6	10 886,0	10 948,1	12 017,8	104,9	222,7	1 279 971,24
2027	47 919,7	10 886,0	11 019,0	12 229,5	104,9	223,1	1 287 567,79
Благоприятные условия производства продукции							
2025	61 127,3	16 120,4	13 479,5	12 888,0	139,0	270,3	1 612 056,30
2027	61 540,9	16 120,4	13 526,9	13 029,1	139,0	271,6	1 621 793,49
Производство продукции при наступлении событий							
Неблагоприятное событие, $\bar{p}_{k \min} = 0,259$	45 645,2	10 886,0	9 759,2	11 555,3	104,9	219,4	1 221 625,80
Благоприятное событие, $\bar{p}_{k \max} = 0,287$	50 245,9	16 120,4	11 586,8	11 814,0	139,0	255,6	1 399 616,04

Предложены три решения для усредненных, неблагоприятных и благоприятных условий. Характеристики модели в этом случае связаны с трендами и средними значениями временных рядов, а также трендами и средними значениями локальных минимумов. Согласно полученным оптимальным решениям и вероятностям перехода значений характеристик в события результаты справедливы в интервале вероятностей 0,259 – 0,713.

Для событий построена модель стохастического программирования с предварительной оценкой вероятностей событий по распределению Пирсона III типа. В табл. 3 приведены также результаты

моделирования с характеристиками, значения которых соответствуют переходу в события. В этом случае средние вероятности оптимальных решений для неблагоприятных и благоприятных событий соответствуют 0,259 и 0,287. Обращает на себя внимание тот факт, что неблагоприятные события, влияющие на производство растениеводческой продукции в Тулунском районе, соответствуют примерно одному случаю из четырех. Отметим также, что благоприятные события формируются чаще, чем неблагоприятные. Потери дохода и объемов продукции для неблагоприятных событий относительно усредненного уровня довольно ощутимы, составляя



13,3-13,9 и 13,7-14,3 %. Еще более значительные потери получены при производстве продукции в условиях перехода значений характеристик в события – 17,3-17,6 %. Вместе с тем для благоприятных условий увеличение дохода и продукции относительно усредненных значений составило 8,4-9,2 и 8,8-9,6 %. Несколько ниже эти показатели при переходе значений характеристики в благоприятные события – 5,2 и 5,0 %. Для решения приведенных задач разработан программный комплекс многоуровневого прогнозирования и планирования производства аграрной продукции с использованием искусственного интеллекта на базе языка программирования Embarcadero Delphi 10.1. Berlin. Он создан по клиент-серверной технологии с использованием импортонезависимой системы управления базами данных PostgreSQL и может работать на Linux платформе. Для решения оптимизационных задач использован пакет моделирования LP Solve.

Обсуждение и заключение

Описаны программные приложения, основанные на применении многоуровневого моделирования, которое предполагает рассмотрение временных рядов в виде иерархических структур, отражающих особенности динамико-стохастических закономерностей производственно-экономических, природно-климатических, экологических и биологических характеристик.

Многоуровневые модели со стохастическими и динамико-стохастическими свойствами позволяют обосновывать деятельность сельскохозяйственных и других товаропроизводителей в разных условиях:

усредненных, неблагоприятных и благоприятных, количественно оценивая прогностические возможности и плановые характеристики, в том числе учитывая риски и благоприятные события. Как дополнение к решению задач прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур предложено программное приложение с использованием машинного обучения и нейронной сети.

На основе многоуровневых прогнозов и вероятностной оценки экстремальных событий для планирования производства аграрной продукции предложена многоуровневая параметрическая и стохастическая задача, с помощью которой осуществляется оптимизация производства аграрной продукции с учетом вероятных вариантов получения экономического эффекта.

Очевидно, что применение предложенного многоуровневого моделирования имеет определенные ограничения, связанные с объемом данных характеристик временных рядов, нестационарностью многолетних процессов, описывающих разные стороны аграрного производства, прежде всего, климатические. Многие характеристики сельскохозяйственных предприятий недостаточно информативны, обладают высокими параметрами рассеяния и могут быть описаны в виде интервальных оценок. В реальных условиях сочетания разных по свойствам видов характеристик приводит к ухудшению качества моделирования. Поэтому недостатки предложенных моделей и предложенных на их основе программных приложений необходимо понимать и учитывать при решении управленческих задач.

References

1. Bendik N.V., Zamaraev A.O., Ivanyo Y.M., Spesivtsev A.V. Monitoring data on agricultural production for modeling management decisions. *Information and Mathematical Technologies in Science and Management*. 2025;(2):158-169. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.25729/ESI.2025.38.2.013>
2. Ivanyo Y.M., Kovaleva E.A., Krakovsky Yu.M., Petrova S.A. Optimisation of Agricultural Production with a Combination of Irrigated and Rain-Fed Lands. *Russian Agricultural Sciences*. 2024;38(5):48-54. (In Russ., abstract in Eng.) https://doi.org/10.53859/02352451_2024_38_5_48
3. Barsukova M.N., Ivanyo Ya.M., Kovadlo I.A., Tsyrenzhapova V.V. *Parametricheskaya optimizatsiya polucheniya prodovol'stvennoy produktsii s uchetom osobennostey kharakteristik vremennykh ryadov* [Parametric optimisation of food production taking into account time series characteristics]. *Lesnoy vestnik = Forestry Bulletin*. 2025;29(3):181-193. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.18698/2542-1468-2025-3-181-193>
4. Han J., Ruan J., Lin N., Wei W., Wang X., Lu H. A Model for Joint Planning of Production and Distribution of Fresh Produce in Agricultural Internet of Things. *IEEE Internet of Things Journal*. 2020;8(12):9683-9696. <https://doi.org/10.1109/jiot.2020.3037729>
5. Huang F., Hu S., Mo X., Li L. Agricultural water optimization coupling with a distributed ecohydrological model in a mountain-plain basin. *Journal of Hydrology*. 2020;590:125336-125336. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125336>
6. Ivano Ya.M., Petrova S.A. Modeling multilevel dynamics of agricultural crops yield. *Bulliten KrasSAU*. 2024;(12):66-77. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.36718/1819-4036-2024-12-66-77>
7. Ivanyo Ya.M., Petrova S.A., Polkovskaya M.N., Sobirov I.A. Multilevel modeling of crop production at different stages of aggregation. *Scientific and practical journal "Vestnik IrGSHA"*. 2024;6(125):25-36. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.51215/1999-3765-2024-125-25-36>
8. Ivanyo Ya.M., Stolopova Yu.V. Long-Term Variability and Agrometeorological Conditions in Cisbaikalia: Field Studies and Modeling of Grain Crops Yield. *Russian Meteorology and Hydrology*. 2019;(10):117-124. (In Russ., abstract in Eng.) EDN: OTJQYM



9. Ivanyo Ya.M., Klimov E.S. Algorithm for Determining the Optimal Interval of Influence of Factors in Crop Yield Modeling. *Bulletin of Voronezh State Technical University*. 2025;21(3):29-34. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.36622/1729-6501.2025.21.3.004>
10. Du J., Zhou Z., Xu L. Evolutionary Game Mechanism on Complex Networks of Green Agricultural Production under Intensive Management Pattern. *Complexity*. 2020;2020:1-13. <https://doi.org/10.1155/2020/8541517>
11. Guo H., Jin J., Xia Y., Pan C. The impact of climate change on the efficiency of agricultural production in the world's main agricultural regions. *Environmental Impact Assessment Review*. 2022;97:106891-106891. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2022.106891>
12. Grilli L., Rampichini C. Review of Multilevel and Longitudinal Modeling Using Stata, Fourth Edition, by Sophia Rabe-Hesketh and Anders Skrondal. *The Stata Journal Promoting communications on statistics and Stata*. 2023;23(3):901-904. <https://doi.org/10.1177/1536867x231196518>
13. Vrchota J., Pech M., Švepešová I. Precision Agriculture Technologies for Crop and Livestock Production in the Czech Republic. *Agriculture*. 2022;12(8):1080-1080. <https://doi.org/10.3390/agriculture12081080>
14. Costa E., da Silva A.G., Vendruscolo E.P., da Silva Binotti F.F., Martins M.B., Zóz T., Witt T.W., de Castro Seron C. "Greenhouses within the Agricultura 4.0 interface" *Ciência Agronômica/Revista ciência agronômica*. 2020;51(0):0207703. <https://doi.org/10.5935/1806-6690.20200089>
15. Lei S., Yang X.B., Qin J. Does agricultural factor misallocation hinder agricultural green production efficiency? Evidence from China. *The Science of The Total Environment*. 2023;891:164466-164466. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.164466>
16. Lazebnyk L., Voitenko V. Digital Technologies in Agricultural Enterprise Management. *Financial and credit activity problems of theory and practice*. 2022;6(41):203-210. <https://doi.org/10.18371/fcaptop.v6i41.251440>
17. López A.F.J., Serrano A.F.C., Jiménez F., Herrera P.F.C., Portacio A.A. A survey on intelligent agents and multi-agents for irrigation scheduling. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020;176:105474-105474. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105474>
18. Li Y., Chen L., Ke Q., Liu S.-L., Zhang Z., Cao Z., Wang G. Long-term responses in different karst agricultural production systems to farm management and climate change: A comparative prefecture-scale study in Southwest China. *Agriculture Ecosystems & Environment*. 2023;352:108504-108504. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2023.108504>
19. Xu Y., Li C., Wang X., Wang J. Digitalization, resource misallocation and low-carbon agricultural production: evidence from China. *Frontiers in Environmental Science*. 2023;11:1117086. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1117086>
20. Zhang X., Cao Z., Dong W. Overview of Edge Computing in the Agricultural Internet of Things: Key Technologies, Applications, Challenges. *IEEE Access*. 2020;8:141748-141761. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3013005>
21. Fasciolo B., Panza L., Lombardi F. Exploring the Integration of Industry 4.0 Technologies in Agriculture: A Comprehensive Bibliometric Review. *Sustainability*. 2024;16(20):8948-8948. <https://doi.org/10.3390/su16208948>
22. Segarra J., Araus J.L., Buchailot Ma.L., Kefauver S.C. Remote Sensing for Precision Agriculture: Sentinel-2 Improved Features and Applications. *Agronomy*. 2020;10(5):641-641. <https://doi.org/10.3390/agronomy10050641>
23. Lăzăroiu G., Androniceanu A., Grecu G., Grecu I., Neguriță O. Artificial intelligence-based decision-making algorithms, Internet of Things sensing networks, and sustainable cyber-physical management systems in big data-driven cognitive manufacturing. *Oeconomia Copernicana*. 2022;13(4):1047-1080. <https://doi.org/10.24136/oc.2022.030>
24. Talaviya T., Shah D., Yagnik H., Patel N., Shah M. Implementation of artificial intelligence in agriculture for optimisation of irrigation and application of pesticides and herbicides. *Artificial Intelligence in Agriculture*. 2020;4:58-73. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2020.04.002>
25. Kochkarov A.A., Kulikov A.K., Rumyantsev B.V. Agrobiotechnologies: Experience in using and prospects for using artificial intelligence. In: Horizons of mathematical modeling and theory of self-organization. On the occasion of the 95th anniversary of the birth of S.P. Kurdyumova. Moscow: Keldysh Institute of Applied Mathematics of RAS; 2024. p. 144-153. (In Russ., abstract in Eng.) <https://doi.org/10.20948/k95-8>
26. Batarseh F.A. Cyberbiosecurity: A Multidisciplinary National Security Challenge. *Journal of the ASABE*. 2024;67(6):1607-1608. <https://doi.org/10.13031/ja.16222>

Поступила 29.07.2025; одобрена после
рецензирования 10.09.2025; принята к публикации
28.09.2025.

Submitted 29.07.2025; approved after reviewing
10.09.2025; accepted for publication 28.09.2025.



Об авторах:

Иванько Ярослав Михайлович, проректор по цифровой трансформации, профессор кафедры информатики и математического моделирования Института экономики, управления и прикладной информатики, ФГБОУ ВО «Иркутский государственный аграрный университет имени А. А. Ежевского» (664038, Российская Федерация, Иркутская область, м. р-н Иркутский, с. п. Молодежное, п. Молодежный, зд. 1/1), доктор технических наук, профессор, **ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4118-7185>**, iymex@rambler.ru

Петрова Софья Андреевна, заместитель директора по научной работе Института экономики, управления и прикладной информатики, доцент кафедры информатики и математического моделирования, ФГБОУ ВО «Иркутский государственный аграрный университет имени А. А. Ежевского» (664038, Российская Федерация, Иркутская область, м. р-н Иркутский, с. п. Молодежное, п. Молодежный, зд. 1/1), кандидат технических наук, доцент, **ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9586-583X>**, sofia.1987@bk.ru

Цыренжапова Валентина Вячеславовна, аспирант кафедры информатики и математического моделирования Института экономики, управления и прикладной информатики, ФГБОУ ВО «Иркутский государственный аграрный университет имени А. А. Ежевского» (664038, Российская Федерация, Иркутская область, м. р-н Иркутский, с. п. Молодежное, п. Молодежный, зд. 1/1), **ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1834-2706>**, tsyrenzhapova_v@mail.ru

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the authors:

Yaroslav M. Ivanyo, Vice-Rector for Digital Transformation, Professor of the Chair of Computer Science and Mathematical Modeling, Institute of Economics, Management and Applied Informatics, Irkutsk State Agrarian University named after A.A. Ezhevsky (build. 1/1, Irkutsk district, Molodezhny 664038, Irkutsk region, Russian Federation), Dr. Sci. (Tech.), Professor, **ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4118-7185>**, iymex@rambler.ru

Sofya A. Petrova, Deputy Director for Scientific Work at the Institute of Economics, Management and Applied Informatics, Associate Professor of the Chair of Computer Science and Mathematical Modeling, Irkutsk State Agrarian University named after A.A. Ezhevsky (build. 1/1, Irkutsk district, Molodezhny 664038, Irkutsk region, Russian Federation), Cand. Sci. (Tech.), Associate Professor, **ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9586-583X>**, sofia.1987@bk.ru

Valentina V. Tsyrenzhapova, Postgraduate Student of the Chair of Computer Science and Mathematical Modeling, Institute of Economics, Management and Applied Informatics, Irkutsk State Agrarian University named after A.A. Ezhevsky (build. 1/1, Irkutsk district, Molodezhny 664038, Irkutsk region, Russian Federation), **ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1834-2706>**, tsyrenzhapova_v@mail.ru

All authors have read and approved the final manuscript.