

МОДЕЛИРОВАНИЕ И АВТОМАТИЗАЦИЯ КОНТРОЛЯ ХРАНЕНИЯ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННОЙ ПРОДУКЦИИ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

А. А. МОЗОЛЬ, И. В. КАЛИШУК

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники,
г. Минск, Республика Беларусь, 220013,
e-mail: a.mozol@aol.com, ivankokalishuk@mail.ru*

(Поступила в редакцию 16.03.2026)

Автоматизация контроля хранения сельскохозяйственной продукции является одним из направлений повышения эффективности агропромышленного производства, снижения потерь сырья и рационализации энергопотребления. Традиционный мониторинг состояния продукции и работы технологического оборудования требует постоянного участия персонала, зависит от субъективной оценки и не всегда позволяет своевременно выявлять признаки порчи или неэффективного использования ресурсов. Методологическую основу исследования составили методы компьютерного зрения и машинного обучения. Для учета и оценки состояния сельскохозяйственной продукции на основе сверточных нейронных сетей разработана модель распознавания и классификации объектов, а для анализа энергопотребления холодильного и иного технологического оборудования применены алгоритмы обработки временных рядов. На основе полученных моделей создан прототип системы, позволяющий автоматически фиксировать состояние продукции, оценивать риск потерь и выявлять аномальные паттерны энергопотребления. Проведена оценка точности моделей с использованием соответствующих метрик качества. Сделан вывод о целесообразности внедрения разработанного решения для снижения производственных потерь, сокращения затрат и повышения устойчивости процессов хранения сельскохозяйственной продукции.

Ключевые слова: *компьютерное зрение, машинное обучение, агропромышленное производство, хранение сельскохозяйственной продукции, распознавание образов, энергоэффективность, снижение потерь.*

Automation of agricultural product storage monitoring is one of the ways to improve the efficiency of agricultural production, reduce raw material losses, and optimize energy consumption. Traditional monitoring of product condition and process equipment operation requires constant personnel involvement, relies on subjective assessment, and does not always allow for the timely detection of signs of spoilage or inefficient resource use. Computer vision and machine learning formed the methodological basis of the study. To track and assess the condition of agricultural products, a model for object recognition and classification was developed using convolutional neural networks, and time series processing algorithms were used to analyze the energy consumption of refrigeration and other process equipment. Based on the resulting models, a prototype system was created that automatically records product status, assesses the risk of loss, and identifies abnormal energy consumption patterns. The accuracy of the models was assessed using relevant quality metrics. A conclusion was reached regarding

the feasibility of implementing the developed solution to reduce production losses, cut costs, and improve the sustainability of agricultural storage processes.

Key words: *computer vision, machine learning, agricultural production, agricultural storage, pattern recognition, energy efficiency, loss reduction.*

Введение. В условиях роста затрат на энергоресурсы, логистику и хранение сельскохозяйственной продукции повышение эффективности ресурсопотребления становится одним из факторов устойчивости агропромышленного производства. Существенная часть потерь в аграрном секторе связана с нарушением условий хранения, несвоевременным выявлением признаков порчи продукции и неэффективной эксплуатацией технологического оборудования. В связи с этим актуальной задачей является разработка интеллектуальных систем, позволяющих автоматизировать контроль состояния продукции, выявлять отклонения в потреблении энергии и снижать производственные потери. Одним из перспективных направлений такой автоматизации является применение методов компьютерного зрения и машинного обучения для мониторинга процессов хранения сельскохозяйственной продукции.

Научная новизна исследования заключается в адаптации методов скорингового моделирования, компьютерного зрения и машинного обучения для задач мониторинга хранения сельскохозяйственной продукции и оценки рисков потерь в агропромышленном производстве.

Анализ источников. Для устойчивого и экономически эффективного функционирования агропромышленного предприятия необходимо снижать непроизводительные потери, связанные с хранением продукции, энергопотреблением, использованием воды и эксплуатацией технологического оборудования. Особенно значимым направлением является контроль состояния сельскохозяйственной продукции на этапах складирования и охлаждения, поскольку несвоевременное выявление признаков порчи приводит к снижению товарного качества и прямым экономическим потерям. Для решения данной задачи необходимы технологии, повышающие точность, непрерывность и аналитическую ценность мониторинга: сенсорные системы, интеллектуальные счётчики, датчики температуры и влажности, а также системы компьютерного зрения для автоматизированной оценки состояния продукции. В табл. 1 представлены условные данные, иллюстрирующие потенциальную структуру затрат агропромышленного предприятия и возможности их оптимизации.

Из представленных данных следует, что значительная часть затрат агропромышленного предприятия связана с потерями продукции при

хранении и расходами на энергоснабжение технологического оборудования [1]. Традиционный процесс контроля включает визуальную проверку состояния продукции, ручную фиксацию показателей температуры, влажности и энергопотребления, субъективную оценку рисков порчи, принятие решений на основе неполных данных, а также реактивное реагирование на проблемы после появления признаков ухудшения качества продукции или роста затрат на энергоресурсы.

Таблица 1. Условная структура затрат агропромышленного предприятия и возможности их оптимизации

Статьи затрат	Традиционный метод учёта (оценка)	Метод с CV/ML автоматизацией (целевое состояние)	Проблема традиционного подхода
Потери сельскохозяйственной продукции при хранении	300	260 (оптимизировано)	Несвоевременное выявление признаков порчи продукции
Энергопотребление холодильного оборудования	100	82 (оптимизировано)	Неэффективные режимы работы оборудования
Водопотребление технологических систем	50	44 (оптимизировано)	Утечки и нерациональное использование ресурсов

Этап визуального контроля и ручной фиксации параметров требует значительных трудовых затрат, а нерегулярность мониторинга может привести к порче сельскохозяйственной продукции, нарушению условий хранения и перерасходу энергоресурсов. Подобные отклонения формируют существенные непроизводительные потери агропромышленного предприятия и снижают эффективность использования складской инфраструктуры. В связи с этим стратегическим направлением становится внедрение интеллектуальных систем мониторинга и оптимизации процессов хранения и ресурсопотребления.

Основная часть

В ходе исследования использовались общенаучные методы анализа и синтеза, обобщения, аналогии и сравнения, а также методы экономико-математического моделирования, компьютерного зрения, машинного обучения и интеллектуального мониторинга процессов хранения сельскохозяйственной продукции.

Интеллектуальная система контроля хранения сельскохозяйственной продукции представляет собой программно-аппаратный комплекс, основанный на методах компьютерного зрения (CV) и машинного обу-

чения (*ML*), который автоматически фиксирует, анализирует и прогнозирует состояние продукции, а также выявляет отклонения в потреблении ресурсов технологическим оборудованием. В основе данной системы лежит расчёт вероятности критического события (*PC*) от 0 до 1, где 0 означает низкую вероятность события, например сохранение нормативного состояния продукции, а 1 означает высокую вероятность наступления неблагоприятного события в ближайшее время, например порчи продукции или аварийного перерасхода энергии. Для удобства интерпретации данная вероятность трансформируется в интегральный индекс риска потерь, где более высокое значение соответствует необходимости управленческого или автоматизированного вмешательства.

Для построения системы необходимо определить критерии возникновения критического события в процессе хранения сельскохозяйственной продукции. Критическое событие фиксируется при наличии одного из следующих условий:

- система определяет ухудшение состояния продукции или снижение её качества ниже допустимого уровня хранения;
- обнаружены признаки порчи продукции на основе анализа визуальных характеристик;
- зафиксирована аномалия в потреблении энергии или воды, превышающая установленные эксплуатационные паттерны более чем на 50 % в течение 24 часов, что может свидетельствовать о неисправности оборудования, нарушении режима хранения или утечке ресурсов [2].

Исходя из анализа предметной области, целью данного исследования является разработка прототипа интеллектуальной системы для автоматизированного контроля хранения сельскохозяйственной продукции и мониторинга ресурсопотребления с целью минимизации производственных потерь и повышения эффективности агропромышленного производства. Объектом исследования выступает процесс мониторинга состояния продукции и управления ресурсами в системах хранения агропромышленных предприятий. Для достижения поставленной цели были решены следующие задачи: проведён анализ факторов, влияющих на потери продукции и энергопотребление, осуществлён выбор технологий компьютерного зрения для распознавания и оценки состояния продукции, а также методов машинного обучения для анализа временных рядов и выявления аномалий, построены модели для распознавания продукции и детекции отклонений в работе оборудования, проведена оценка точности моделей, разработан прототип пользова-

тельского интерфейса и сформулированы рекомендации по внедрению системы в процессы хранения сельскохозяйственной продукции.

Методы логистического скорингового моделирования, традиционно применяемые в задачах оценки риска, в рамках данного исследования адаптированы для анализа вероятности потерь сельскохозяйственной продукции и выявления неэффективного использования ресурсов.

В качестве эндогенной переменной в модели автоматизированного контроля хранения сельскохозяйственной продукции выступает бинарный показатель неэффективного хранения или использования ресурса y , определяемый на основе анализа данных компьютерного зрения и сенсорных систем:

$$y_i = \{0, 1\} \quad (1)$$

В случае выявления признаков неэффективного хранения продукции, её порчи или перерасхода ресурсов значение переменной принимает 1. В случае соблюдения нормативных условий хранения и рационального использования ресурсов значение переменной принимает 0.

Для корректной идентификации эндогенной переменной и построения устойчивой модели машинного обучения необходимо выбрать набор экзогенных переменных, характеризующих состояние сельскохозяйственной продукции, условия хранения, режим эксплуатации оборудования и параметры ресурсопотребления. При этом выбранные признаки не должны обладать высокой мультиколлинеарностью. В связи с этим требуется провести диагностику факторов, представленных в табл. 2.

При построении модели необходимо исключать переменные с высокой мультиколлинеарностью, поскольку это затрудняет интерпретацию влияния отдельных факторов на риск потерь продукции и может снижать статистическую устойчивость модели. Для определения мультиколлинеарности используется коэффициент "вздутия" дисперсии (Variance Inflation Factor, VIF):

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2} \quad (2)$$

где R^2 – квадрат множественного коэффициента корреляции.

Таблица 2. **Факторы модели контроля хранения сельскохозяйственной продукции и ресурсопотребления**

Группа	Характеристика	Содержащаяся информация
Параметры среды	Освещённость	Низкая, средняя, высокая
	Время суток	Утро, день, вечер, ночь
	Температура зоны хранения	В пределах нормативного диапазона хранения
	Влажность	Низкая, нормальная, высокая
Данные компьютерного зрения о состоянии продукции	Распознанный тип сельскохозяйственной продукции	Овощи, фрукты, зерновая, молочная и иная сельскохозяйственная продукция
	Продолжительность хранения	Количество дней с момента поступления на хранение
	Визуальное состояние сельскохозяйственной продукции	Свежий, теряет свежесть, испорчен
	Объём продукции в зоне наблюдения	Число единиц продукта
	Частота открытия холодильной камеры	Количество открытий за сутки
Данные сенсоров технологического оборудования	Потребляемая мощность	В ваттах
	Время работы оборудования	В часах
	Режим работы	Активный, ожидание, выключен
Прочая информация	Тип технологического оборудования	Холодильная камера, вентиляционное оборудование, освещение, насосное оборудование и др.
	Класс энергоэффективности	А, В, С и др.
	Активность персонала	Низкая, средняя, высокая

Выявление статистически значимых переменных осуществляется с помощью информационного значения (Information Value, IV):

$$IV = \sum_{j=1}^m (d_j^{(1)} - d_j^{(2)}) \times WOE_j \quad (3)$$

где $d_j^{(1)}, d_j^{(2)}$ – относительные частоты случаев неэффективного и эффективного использования ресурса; WOE_j – вес категории (Weight of Evidence).

В модели могут использоваться как категориальные, так и количественные признаки, характеризующие состояние продукции, условия хранения и параметры работы технологического оборудования. В задачах компьютерного зрения и анализа сенсорных данных применяется метод категоризации количественных переменных. Данный подход

позволяет снизить влияние выбросов и экстремальных значений сенсорных показателей, упростить интерпретацию модели и учесть нелинейные зависимости между условиями хранения, состоянием продукции и риском возникновения потерь.

Категоризация количественных переменных выполняется следующим образом. Сначала переменная разбивается на группы по равным перцентилям. Затем в каждой группе рассчитываются доли эффективных и неэффективных случаев использования ресурса и показатель WOE:

$$WOE_j = \ln \left(\frac{d_j^{(1)}}{d_j^{(2)}} \right) \quad (4)$$

Для построения модели прогнозирования риска неэффективного хранения сельскохозяйственной продукции и перерасхода ресурсов используется логистическая регрессия:

$$F(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (5)$$

где z – уравнение регрессии.

Поскольку зависимая переменная бинарная, для оценки параметров модели β_j используется метод максимального правдоподобия (ММП):

$$L(b \mid y) = \prod_{i=1}^n [F(b_0 + \sum_{j=1}^m b_j x_{ij})]^{y_i} [1 - F(b_0 + \sum_{j=1}^m b_j x_{ij})]^{1-y_i} \quad (6)$$

где b_0 – свободный член; b_j – коэффициенты факторов; x_{ij} – WOE-значение признака; n – объём выборки; m – количество факторов.

Для вычислительной устойчивости используется логарифмическая функция правдоподобия:

$$\ln L = \sum_{i=1}^n \{y_i \ln[F(b_0 + \sum_{j=1}^m b_j x_{ij})] + (1 - y_i) \ln[1 - F(b_0 + \sum_{j=1}^m b_j x_{ij})]\} \quad (7)$$

Таким образом, использование методов компьютерного зрения совместно с логистической регрессией и статистической обработкой признаков позволяет построить модель, способную автоматически выявлять признаки неэффективного хранения сельскохозяйственной продукции, прогнозировать риск её порчи и определять отклонения в энергопотреблении технологического оборудования.

Основным источником данных стал специализированный набор данных, сформированный на основе изображений с камер наблюдения в зонах хранения сельскохозяйственной продукции, показаний сенсоров температуры, влажности и энергопотребления, а также журналов работы технологического оборудования (рис. 1).

В используемом наборе данных наблюдается сбалансированное распределение значений целевого признака. Соотношение случаев неэффективного хранения продукции или перерасхода ресурсов и случаев нормативного хранения составляет примерно 1 к 1, табл. 3.

<i>ID</i>	<i>Residents</i>	<i>Time Span</i>	<i>Sensors</i>	<i>Sensor Events</i>
1	1	2 months	36	219,784
2	1	2 months	54	280,318
3	1	2 months	26	112,169
4	1	2 months	66	344,160
5	1	2 months	60	146,395
6	1	2 months	60	201,735
7	2	1 month	54	199,383
8	1	2 months	54	284,677
9	1	2 months	44	399,135
10	1	1 month	38	98,358
11	1	2 months	54	219,477
12	1	4 months	40	468,477
13	1	12 months	58	1,643,113
14	1	1 month	32	133,874
15	1	10 months	40	1,591,442
16	1	2 months	38	386,887
17	1	12 months	32	767,050
18	1	1 month	46	178,493
19	1	1 month	36	92,000
20	1	2 months	40	217,829
21	2	10 months	62	3,361,406
22	1	2 months	56	247,434
23	1	1 month	32	106,836

Рис. 1. Набор данных системы мониторинга хранения сельскохозяйственной продукции

Следовательно, сбалансированная структура выборки позволяет построить модель, способную корректно различать нормативные условия хранения и ситуации, связанные с риском потерь сельскохозяйственной продукции или перерасходом ресурсов.

Таблица 3. Распределение целевого признака модели риска потерь продукции

Значение	Наличие риска потерь продукции или перерасхода ресурсов	Количество наблюдений	Доля, %
(y=0)	нет	1001	50,05
(y=1)	есть	999	49,95
Итого		2000	100

Перед анализом мультиколлинеарности и статистической значимости факторов необходимо преобразовать признаки, характеризующие состояние продукции, условия хранения и работу оборудования, к числовому виду. Для этого рассчитываются WOE-значения по формуле (4). Результат преобразования представлен на рис. 2.

WOE for Bureau Score				
Group	Values	Event Count	Non-event Count	WOE
1	< 607	129	127	-1.367
2	607 – 640	181	285	
3	641 – 653	103	215	
4	654 – 667	86	262	
...	...	...	...	...
12	> 786	5	219	
	MISSING	89	155	
Total		900	3,477	

Рис. 2. Результат преобразования факторных признаков в числовой вид

Полученные WOE-значения используются для расчёта информационного значения IV по формуле (3), что позволяет оценить вклад каждого фактора в прогнозирование риска потерь продукции и перерасхода ресурсов. Дополнительно выполняется анализ факторов на мультиколлинеарность с использованием показателя VIF. Результат анализа представлен на рис. 3.

Coefficients ^a								
		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients			Collinearity Statistics	
Model		B	Std. Error	Beta	t	Sig.	Tolerance	VIF
1	(Constant)	-10,753	5,211		-2,064	,046		
	x1	-,306	,790	-,165	-,387	,701	,018	54,560
	x2	,538	,803	,283	,670	,507	,019	53,972
	x3	,265	,970	,131	,273	,786	,014	69,555
	x4	-,228	,950	-,117	-,240	,811	,014	71,438
	x5	,578	,106	,326	5,445	,000	,924	1,082
	x6	2,586	,180	,851	14,374	,000	,944	1,059

a. Dependent Variable: y

Рис. 3. Результат анализа на мультиколлинеарность переменных

Исходя из полученных результатов, существенная мультиколлинеарность между переменными, характеризующими состояние продукции, параметры хранения и режимы эксплуатации оборудования, отсутствует.

После проверки на мультиколлинеарность переменные анализируются на статистическую значимость с использованием информацион-

ного значения *IV*. Это позволяет определить факторы, наиболее существенно влияющие на риск порчи сельскохозяйственной продукции, нарушения условий хранения и перерасхода ресурсов. Результаты расчётов представлены на рис. 4 и в табл. 4.

Information Value (IV)	Predictive Power of the Variable
< .02	Useless for prediction
.02 to .10	Weak predictor
.10 to 0.30	Medium Predictor
.30 to .50	Strong predictor
> .50	Suspicious behaviour

Рис. 4. Результат расчётов информационного значения

Таблица 4. Интервалы сравнения информационного значения *IV*

Интервал	Значимость	Примечание
$(IV < 0\{, \}02)$	Очень слабая	Переменную необходимо удалить
$(0\{, \}02 < IV < 0\{, \}1)$	Слабая	Желательно удалить
$(0\{, \}1 < IV < 0\{, \}3)$	Средняя	Переменная включается в модель
$(0\{, \}3 < IV < 0\{, \}5)$	Сильная	Переменная обязательна
$(IV > 0\{, \}5)$	Очень сильная	Проверка на возможную утечку данных

По результатам анализа установлено, что такие факторы, как уровень освещённости и влажность, являются статистически незначимыми и исключаются из модели. Наиболее значимыми оказались: визуальное состояние сельскохозяйственной продукции; продолжительность хранения; частота открытия холодильной камеры; тип технологического оборудования; режим работы оборудования; уровень энергопотребления; активность персонала; объём продукции в зоне наблюдения. В табл. 5 представлены окончательные факторы, вошедшие в модель.

Таблица 5. Основные факторы модели оценки риска потерь сельскохозяйственной продукции

№	Переменная	Уровень значимости
1	Визуальное состояние сельскохозяйственной продукции	Очень сильный
2	Продолжительность хранения	Очень сильный
3	Частота открытия холодильной камеры	Сильный
4	Уровень энергопотребления	Сильный
5	Режим работы оборудования	Средний
6	Тип технологического оборудования	Средний
7	Объём продукции в зоне наблюдения	Средний
8	Активность персонала	Средний

В результате анализа были отобраны 8 факторов, удовлетворяющих критериям статистической значимости и отсутствия существенной мультиколлинеарности. Данные факторы характеризуют состояние сельскохозяйственной продукции, продолжительность её хранения, режим эксплуатации оборудования и особенности ресурсопотребления.

Уравнение логистической регрессии для прогнозирования риска потерь сельскохозяйственной продукции и неэффективного использования ресурсов имеет вид:

$$\hat{y}_i = \frac{1}{1 + e^{-(-0,061 + 0,72x_{i1} + 0,65x_{i2} + 0,54x_{i3} + 0,48x_{i4} + 0,31x_{i5} + 0,27x_{i6} + 0,19x_{i7} + 0,15x_{i8})}} \quad (8)$$

где x_{i1} – визуальное состояние сельскохозяйственной продукции; x_{i2} – продолжительность хранения; x_{i3} – частота открытия холодильной камеры; x_{i4} – уровень энергопотребления; x_{i5} – режим работы оборудования; x_{i6} – тип технологического оборудования; x_{i7} – объём продукции в зоне наблюдения; x_{i8} – активность персонала.

Для оценки качества модели используется ROC-кривая и показатель AUC . Для обучающей выборки $AUC=0,845$, что означает корректное ранжирование ситуаций нормативного хранения продукции и ситуаций с риском потерь или неэффективного использования ресурсов в 84,5 % случаев.

Коэффициент $Gini$ рассчитывается по формуле:

$$Gini = 2 \times AUC - 1 \quad (9)$$

Для модели $Gini=0,690$, что соответствует высокому качеству разделения классов. Дополнительно модель оценивается с помощью CAP-кривой и KS-статистики. Показатель Accuracy Ratio (AR), рассчитанный по формуле:

$$AR = \frac{S_1}{S_2} \quad (10)$$

составил 0,75, что свидетельствует о высокой точности модели при выявлении рисков потерь сельскохозяйственной продукции и отклонений в ресурсопотреблении.

KS-статистика равна 0,523, что указывает на хорошую способность модели различать ситуации нормативного хранения продукции и случаи возникновения потерь или неэффективного использования ресурсов.

Для анализа качества подгонки модели используются девиансные остатки:

$$d_i = \text{sign}(y_i - \hat{p}_i) \sqrt{2[y_i \ln \frac{y_i}{\hat{p}_i} + (1 - y_i) \ln \frac{1 - y_i}{1 - \hat{p}_i}]} \quad (11)$$

С учётом бинарности переменной:

$$d_i = \{-2 \ln p(p_i); y_i = 1. \quad (12)$$

Анализ графика девиансных остатков показывает отсутствие выраженных выбросов и систематических отклонений, что подтверждает адекватность построенной модели для оценки риска потерь сельскохозяйственной продукции и неэффективного использования ресурсов.

Таким образом, разработанная модель на основе методов компьютерного зрения и машинного обучения демонстрирует высокую способность выявлять риски потерь сельскохозяйственной продукции, прогнозировать ухудшение её состояния и определять отклонения в энергопотреблении технологического оборудования. Модель удовлетворяет статистическим требованиям и может быть использована в интеллектуальных системах мониторинга хранения продукции на агропромышленных предприятиях.

Точечный прогноз представляет собой расчёт конкретного числового значения вероятности возникновения потерь продукции или неэффективного использования ресурсов для отдельного наблюдения: кадра с камеры, временного интервала работы оборудования или состояния холодильной камеры.

Для построения точечного прогноза необходимы следующие данные: визуальное состояние сельскохозяйственной продукции, продолжительность хранения, частота открытия холодильной камеры, уровень энергопотребления оборудования, режим его работы, тип технологического оборудования, объём продукции в зоне наблюдения и активность персонала. Указанные признаки предварительно преобразуются в WOE-значения по формуле (4). После преобразования они подставляются в уравнение логистической регрессии (8), результатом которого является прогнозная вероятность возникновения потерь продукции или неэффективного использования ресурсов.

Для удобства интерпретации результатов формируется интегральная шкала оценки риска потерь сельскохозяйственной продукции и не-

эффективного использования ресурсов. Для её построения используются веса WOE-значений факторов модели (рис. 5).

EXAMPLE		Requirement Score				
Weighted Scoring Model						
Criteria	Weight	A	B	C	D	E
Customer Impact	25%	4	2.5	2	2	5
Risk	15%	3	4	2	5	3
Technical Feasibility	20%	3	3	3.5	2	3.5
Revenue Potential	10%	3	3.5	3	2.5	4
Strategic Fit	10%	2	2.5	3	3	5
Stakeholder	10%	2	2.5	2	4	5
Compliance	5%	1	2	3	4	3
Urgency	5%	4	1	2	4	5
Weighted Scores	100%	3	2.825	2.55	3	4.2

Рис. 5. Вес WOE-значений факторов модели

Для расчёта интегрального балла риска применяется формула:

$$Score = - \left(WOE_j \times b_i + \frac{b_0}{n} \right) \times R + \frac{A}{n}, \quad (13)$$

где R – множитель шкалы, A – смещение.

Множитель шкалы определяется по формуле:

$$R = \frac{D}{\ln 2}, \quad (14)$$

где D – количество баллов, при котором отношение шансов нормативного хранения продукции к риску потерь изменяется в два раза.

Смещение определяется по формуле:

$$A = B - R \times \ln C, \quad (15)$$

где B – значение на шкале баллов, при котором отношение «нормативное хранение продукции: риск потерь» равно $C:1$ (табл. 6).

Для формирования точечного прогноза выбираются 10 случайных наблюдений, не использованных при обучении и тестировании модели. Далее данные подаются на вход модели для генерации прогноза риска потерь сельскохозяйственной продукции или неэффективного использования ресурсов и сопоставления полученного результата с фактическим состоянием системы хранения (рис. 6).

Точность прогноза составила 90 %. Допущенная ошибка не является критичной, поскольку для одного из наблюдений интегральный балл оказался в зоне, требующей автоматического вмешательства или уведомления ответственного специалиста, что соответствует высокому риску потерь сельскохозяйственной продукции или неэффективного использования ресурсов.

Таблица 6. **Интегральная шкала оценки риска потерь продукции и перерасхода ресурсов**

Диапазон балла	Уровень риска потерь и перерасхода ресурсов	Вероятность потерь продукции или неэффективного использования ресурсов, %	Рекомендованное действие системы
>684	Экстремально низкий	<0,1	Никаких действий
[618;684]	Очень низкий	[0,1; 1]	Наблюдение
[586;617]	Низкий	[1; 3]	Рекомендовать оптимизацию условий хранения
[571;585]	Умеренный	[3; 5]	Уведомление ответственного специалиста
[549;570]	Повышенный	[5; 10]	Автоматическая рекомендация по корректировке режима хранения
[526;548]	Высокий	[10; 20]	Предупреждение, изменение режима работы оборудования
[483;525]	Очень высокий	[20; 53]	Автоматическое вмешательство в режим хранения или энергопотребления
<483	Критический	>53	Принудительная оптимизация режима хранения и работы оборудования

WEIGHTED PROJECT SELECTION EXAMPLE

Enter scores in the chart below based on your project needs. Use whole numbers zero through five (0-5) to calculate the Product Prioritization Scores.

			CRITERIA WEIGHT (Each weight values should equal 100.)										TOTAL WEIGHT (Sum)	
			10	10	5	5	5	20	10	20	10	5	100	
PROJECT	PROJECT MANAGER	DETAILS	CUSTOMER VALUE	BUSINESS VALUE	CUSTOMER IMPACT	CUSTOMER IMPACT	CUSTOMER COMPLIANCE	OPERATIONAL COST	REVENUE VALUE	BUSINESS RISK	COST SAVINGS	OVERALL EFFORT	TOTAL SCORE	
New office chairs	Jane	Some of our office chairs are getting a little old, time to get new ones.	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	7	
Renovate break room	Jane	The break room needs a microwave, coffee maker and a larger fridge. If we have enough in the budget we will put in a TV as well.	0	2	0	0	0	2	0	0	0	2	14	
Update cloud security protocols	John	A potential breach has been found with account information for clients on the website, so far no data has been stolen but we need to make sure that doesn't happen.	5	5	3	5	5	3	2	5	4	5	71	
Product line expansion	Jessie	Customers have been asking for a lower-costate casual dressing.	3	3	3	4	4	2	5	3	3	3	66	
Overhaul onboarding procedures	Scott	We would like to be able to onboard and train up to 10 new employees at once at the center office before sending them to store.	4	5	4	4	4	3	4	3	5	4	72	

Рис. 6. Результат прогнозирования риска потерь сельскохозяйственной продукции

На основании полученных результатов моделирования сформулирован комплекс практических рекомендаций, направленных на внедрение разработанной модели в систему мониторинга хранения сельскохозяйственной продукции и повышение эффективности управления ресурсами агропромышленного предприятия.

Предлагаемая стратегия внедрения включает несколько ключевых направлений. В первую очередь необходимо обеспечить мониторинг жизненного цикла модели, поскольку условия хранения сельскохозяйственной продукции характеризуются высокой динамичностью. Со временем изменяются объёмы и виды продукции, параметры микроклимата, режимы работы технологического оборудования и действия персонала. Эти изменения могут влиять на точность и устойчивость прогнозной модели.

В связи с этим рекомендуется внедрить систему регулярного контроля стабильности модели, включающую анализ показателя Population Stability Index (*PSI*) для отслеживания изменений распределения факторов, мониторинг динамики коэффициентов *Gini* и *KS*, а также проведение бэк-тестирования прогнозов на новых данных, получаемых в процессе хранения и обработки сельскохозяйственной продукции.

В случае превышения допустимого порогового значения *PSI* необходимо проводить внеплановую переоценку модели и корректировку её параметров. Дополнительно система может адаптивно изменять границы зон риска на основе накопленных данных, что позволит повысить чувствительность алгоритма к случаям порчи сельскохозяй-

ственной продукции, нарушения условий хранения или перерасхода энергии.

Практическое внедрение разработанной системы позволит снизить потери сельскохозяйственной продукции при хранении, уменьшить затраты на энергоресурсы и повысить эффективность эксплуатации складской инфраструктуры агропромышленных предприятий.

Заключение. Таким образом, предложенный подход обеспечивает высокую точность выявления рисков потерь сельскохозяйственной продукции, нарушений условий хранения и неэффективного использования ресурсов. Применение методов компьютерного зрения и машинного обучения позволяет повысить оперативность контроля, снизить влияние субъективной оценки персонала и сформировать основу для автоматизированного управления процессами хранения в агропромышленном производстве. Устойчивость модели в условиях изменяющейся среды эксплуатации повышает практическую ценность разработанной системы для интеллектуальных решений в сфере цифровизации АПК.

Список литературы

1. Каллаур, П. В. Постановление правления. Об утверждении Инструкции о порядке предоставления денежных средств в форме кредита и их возврата / П. В. Каллаур // Национальный банк Республики Беларусь.
2. Порошина, А. М. Обзор подходов к моделированию кредитного риска на портфельном уровне / А. М. Порошина // Банковские технологии. – 2013.
3. Altman, E. Default Recovery Rates in Credit Risk Modeling: A Review of the Literature and Empirical Evidence/ E. Altman, A. Resti, A. Sironi // Economic Notes by Banca Monte dei Paschi di Siena SpA. – 2004. – Vol. 33, No2. – 183 с.
4. Тотьмянина, К. М. Обзор моделей вероятности дефолта / К. М. Тотьмянина // Управление финансовыми рисками – 2011. – 25 с.
5. Carol. A. The Professional Risk Managers' Handbook / A. Carol, E. Sheedy. – PRM, 2004. – 1360 с.
6. Farrell, J. Portfolio management: Theory and Applications / J. Farrell, W. Reinhart. – 132 с.
7. Сорокин, А. С. Построение скоринговых карт с использованием модели логистической регрессии / А. С. Сорокин // Науковедение – Апрель 2014. – №25. – 13 с.
8. Алескерв, Ф. Т. Анализ математических моделей Базель II / Ф. Т. Алескерв, И. К. Андриевская, Г. И. Пеникас, В. М. Солодков. – Москва: ФИЗМАТЛИТ, 2010. – 288 с.
9. Белых, Л. П. Устойчивость коммерческих банков. Как банкам избежать банкротства / Л. П. Белых. – М.: Банки и биржи, ЮНИТИ, 2000. – 192 с.
10. Farrell, J. Portfolio management: Theory and Applications / J. Farrell, W. Reinhart. – 132 с.
11. Об утверждении рекомендаций о методике проведения Национальным банком Республики Беларусь проверок банков и небанковских кредитно-финансовых организа-

ций и оценке уровня рисков: Постановление Совета 65 директоров Национального банка Республики Беларусь от 21 марта 2007 г. № 87.

12. Меньшиков, И. С. Рыночные риски: модели и методы / И. С. Меньшиков, Д. А. Шелагин. – М.: Российская академия наук. Вычислительный центр, 2004. – 55 с.

13. Вальравен, К. Д. Управление рисками в коммерческом банке / К. Д. Вальравен; под ред. М. Э. Уорд, Я. М. Миркина. – 2-е изд. – Институт экономического развития Мирового банка, 1997. – 317 с.

14. Волошин, И. В. Оценка банковских рисков: новые подходы / И. В. Волошин. – М.: Эльга, 2004. – 388 с.

15. Пылев, А. П. Формирование эффективной системы управления рисками в банковской деятельности: автореф. дис. канд. экон. наук / А. П. Пылев. – Ижевск, 2005. – 29 с.

16. Kamilaris, A. Deep learning in agriculture: A survey / A. Kamilaris, F. X. Prenafeta-Boldú // *Computers and Electronics in Agriculture*. 2018. Vol. 147. P. 70–90.

17. Liakos, K. G. Machine learning in agriculture: A review / K. G. Liakos, P. Busato, D. Moshou // *Sensors*. 2018. Vol. 18. No 8. P. 2674.

18. Wolfert, S. Big data in smart farming: A review / S. Wolfert, L. Ge, C. Verdouw // *Agricultural Systems*. 2017. Vol. 153. P. 69–80.

19. Zhang, Y. Applications of computer vision technologies in agricultural engineering / Y. Zhang, S. Wang // *Engineering in Agriculture, Environment and Food*. 2019. – Vol. 12. – № 3. P. 247–261.

20. Singh, D. Artificial intelligence in agriculture: A review / D. Singh, G. Tripathi // *International Journal of Advanced Science and Technology*. 2020. – Vol. 29. – № 5. P. 381–391.