

УДК 658.5:004.9

DOI: 10.22213/2410-9304-2026-3-12-16

Внедрение предиктивной аналитики в системы управления производственно-технологическими комплексами при риск-ориентированном подходе

Е. А. Мажайцев, аспирант, Балтийский государственный технический университет
«ВОЕНМЕХ им. Д. Ф. Устинова», Санкт-Петербург, Россия

Е. Г. Семенова, доктор технических наук, профессор, Балтийский государственный технический университет
«ВОЕНМЕХ им. Д. Ф. Устинова», Санкт-Петербург, Россия

Интеграция предиктивных аналитических моделей в системы управления производственно-технологическими комплексами (ПТК) сопряжена с многокомпонентными рисками, которые возникают на стыке алгоритмических, информационных и организационных факторов. Традиционные методы анализа рисков, такие как анализ видов и последствий отказов (Failure Mode and Effects Analysis – FMEA) или экспертные опросы, не позволяют в полной мере учесть неопределенность экспертных суждений и системные эффекты от внедрения интеллектуальных алгоритмов. В статье предложена комплексная методика количественной оценки интеграционных рисков, основанная на синтезе трех математических аппаратов: нечетких множеств (треугольные нечеткие числа), метода анализа иерархий (МАИ) для определения весов групп рисков и метода Монте-Карло для статистического обоснования результатов. Представлена формализованная структура из девяти ключевых рисков, распределенных по трем группам: данные, алгоритмы, организация. На основе экспертных оценок для типового ПТК рассчитаны композитные индексы каждого риска с определением медианных значений, 95%-х доверительных интервалов и коэффициентов вариации, а также интегральный показатель системного риска, который с помощью квартильного анализа отнесен к среднему уровню угроз. Разработана полярная диаграмма, позволяющая наглядно сравнивать профили рисков для трех вариантов внедрения: централизованного, децентрализованного и гибридного. Показано, что гибридная архитектура обеспечивает наиболее сбалансированный профиль. Высокая корреляция результатов с классическим методом FMEA (коэффициент Спирмена $\rho = 0,97$) подтверждает адекватность разработанной методики. Предложенный подход не противоречит существующим стандартам и может быть использован на этапе проектирования интеграции систем предиктивной аналитики в промышленных ПТК.

Ключевые слова: интеграционные риски, предиктивная аналитика, производственно-технологический комплекс, нечеткие множества, анализ иерархий, метод Монте-Карло, роза ветров рисков.

Введение

Внедрение систем предиктивной аналитики на основе методов машинного обучения с целью управления и прогнозирования отказов производственно-технологическими комплексами (ПТК) представляет собой сложный процесс, сопряженный с множеством рисков. Эти риски возникают на стыке технологических, информационных и организационных аспектов и могут существенно снизить эффективность и надежность цифровизации промышленных объектов, логистических систем, энергосетей и других сложных технических систем [1]. Традиционные подходы, такие как анализ видов и последствий отказов (Failure Mode and Effects Analysis – FMEA), экспертные опросы или оценка на основе исторических данных, фокусирующиеся на технических характеристиках, оказываются недостаточными для анализа системных эффектов интеграции интеллектуальных систем [2].

Основная проблема заключается в неспособности этих методов адекватно оценить неопределенность экспертных суждений, комплексное взаимодействие разнородных факторов риска (данных, алгоритмов, человеческого фактора) и обеспечить наглядную сравнительную визуализацию для поддержки принятия решений [3].

Актуальной задачей является разработка методики, позволяющей количественно оценивать интеграционные риски с учетом их многомерной природы и естественной неопределенности экспертных оценок. В статье предлагается комплексная математическая модель и методика, решающая описанную выше задачу путем синтеза современных методов принятия решений в условиях неопределенности.

Формализация структуры интеграционных рисков

Интеграционный риск предиктивной аналитической модели определяется как вероятность возникновения неблагоприятных событий в процессе ее внедрения в дейст-

вующий контур управления и последствий этих событий для надежности и эффективности ПТК [4]. Формально множество рисков E представляет собой совокупность потенциальных событий ε_i , каждое из которых характеризуется коротежем по формуле (1):

$$\varepsilon_i = (G_i, P_i, I_i, C_i), \quad (1)$$

где $G_i \in \{D, A, O\}$ – принадлежность к трем группам рисков (данные, алгоритмические, организационные); $P_i \in [0,1]$ – вероятность реализации риска; $I_i \in [1,10]$ – интенсивность воздействия; $C_i \in [0,1]$ – коэффициент готовности системы к компенсации риска ($C_i = 1$ означает наличие контрмера).

Для обеспечения однозначной интерпретации и последующих вычислений каждый идентифицированный риск формализуется следующим коротежем параметров [5, 6]:

Первая группа рисков данных (D):

- несогласованность временных меток (ε_1),
- концептуальный дрейф исходных данных (ε_2),
- потеря целостности данных (ε_3).

Вторая группа алгоритмических рисков (A):

- неадекватность исходных гипотез модели (ε_4),
- чувствительность к «аномальным» данным (ε_5),
- эффект каскадных ошибок (ε_6).

Третья группа организационных рисков (O):

- конфликт между оператором и выводом модели (ε_7),
- конфликт зон ответственности при внедрении (ε_8),
- невосприимчивость к организационным изменениям (ε_9).

Математическая модель и методика оценки рисков

Методика оценки реализуется в четыре последовательных этапа, основанных на математической модели [7].

1. Нечеткая параметризация и дефазификация. Для учета разброса экспертных мнений каждый параметр (P, I, C) описывается треугольным нечетким числом (ТНЧ) [4]:

$A = (a^L, a^M, a^U)$, где a^L, a^M, a^U – пессимистическая, наиболее вероятная и оптимистическая оценки. Агрегированные оценки от N экспертов получают усреднением соответствующих границ ТНЧ. Переход к четким значениям осуществляется методом центра тяжести [8], обеспечивающим линейность и учет всей формы функции принадлежности.

2. Статистическое обоснование методом Монте-Карло. Для получения статистически обоснованных оценок и анализа устойчивости модели используется метод Монте-Карло [9].

На основе ТНЧ для каждого параметра генерируется $K = 10\,000$ псевдослучайных выборок, распределённых по треугольному закону [4, 6]. Для каждой k -й реализации вычисляется композитный индекс риска по формуле

$$R_i(k) = \frac{(P_i(k) * I_i(k))}{C_i(k)} + p, \quad (2)$$

где $p = 0,01$ – малая константа для исключения деления на ноль.

На основе распределения $R_i(k)$ для каждого риска определяются ключевые критерии: медианное значение $M(R_i)$ – как наиболее устойчивая оценка, 95%-й доверительный интервал и коэффициент вариации CV_i , характеризующий устойчивость оценки (ГОСТ Р 50779.26–2007 (ИСО 2602-80)).

3. Определение весов групп рисков методом анализа иерархий [10]. Относительная важность групп рисков определяется путём построения матрицы парных сравнений $A = [a_{mn}]$ размерностью 3×3 , где a_{mn} отражает относительную важность группы G_m по сравнению с группой G_n .

Для расчета итоговых весов групп находится вектор приоритетов $w = (wD, wA, wO)$, компоненты которого удовлетворяют условию нормировки $wD + wA + wO = 1$.

Наиболее устойчивый метод его определения – вычисление собственного вектора матрицы A по формуле (3), соответствующего ее максимальному собственному числу λ_{max} :

$$Aw = \lambda_{max} w. \quad (3)$$

Согласованность экспертных оценок проверяется с помощью индекса согласованности по формуле

$$IC = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1}, \quad (4)$$

где $n=3$ – размер матрицы. Если $IC < 0,1$, суждения экспертов считаются достаточно согласованными и вектор w может быть использован в дальнейших расчетах.

4. Расчет интегрального риска системы. Интегральный риск системы рассчитывается как взвешенная сумма медианных значений групповых рисков по формуле

$$R_{int} = \sum_{G \in (D,A,O)} wG * R_G, \quad (5)$$

где R_G – усредненное значение композитных индексов для всех рисков, входящих в группу G (6):

$$R_G = \frac{1}{|G|} \sum_{R_i \in G} M(R_i). \quad (6)$$

Для визуализации многомерных результатов разработана методика построения полярной диаграммы [11, 12]. Моделирование проведено для типового ПТК с привлечением экспертной группы из пяти специалистов. В качестве экспертов выбраны специалисты в области организации и эксплуатации приборостроительного производства.

Для обеспечения воспроизводимости расчетов в табл. 1 приведены исходные данные, полученные путем усреднения оценок этих экспертов. Каждый параметр представлен в виде треугольного нечеткого числа ($L; M; U$), где L – пессимистическая, M – наиболее вероятная, U – оптимистическая граница.

Таблица 1. Исходные экспертные оценки в форме треугольных нечетких чисел

Table 1. Initial expert assessments in the form of triangular fuzzy numbers

Группа	Риск	Название риска	Вероятность (P)	Интенсивность (I)	Готовность (C)
D	ε_1	Несо согласованность временных меток	(0,57; 0,65; 0,72)	(5,2; 6,2; 7,0)	(0,38; 0,45; 0,53)
	ε_2	Концептуальный дрейф исходных данных	(0,76; 0,82; 0,88)	(7,6; 8,5; 9,1)	(0,22; 0,28; 0,34)
	ε_3	Потеря целостности данных	(0,32; 0,38; 0,45)	(4,2; 4,8; 5,5)	(0,67; 0,72; 0,79)
A	ε_4	Неадекватность исходных гипотез модели	(0,40; 0,45; 0,52)	(6,0; 6,8; 7,5)	(0,52; 0,58; 0,65)
	ε_5	Чувствительность к «аномальным» данным	(0,47; 0,52; 0,58)	(4,8; 5,5; 6,2)	(0,58; 0,64; 0,71)
	ε_6	Эффект каскадных ошибок	(0,13; 0,18; 0,24)	(2,5; 3,2; 3,9)	(0,75; 0,81; 0,87)
O	ε_7	Конфликт между оператором и выводом модели	(0,68; 0,74; 0,80)	(6,5; 7,1; 7,8)	(0,27; 0,32; 0,38)
	ε_8	Конфликт зон ответственности при внедрении	(0,51; 0,56; 0,62)	(5,3; 5,9; 6,5)	(0,47; 0,52; 0,58)
	ε_9	Невосприимчивость к организационным изменениям	(0,62; 0,68; 0,74)	(5,9; 6,5; 7,1)	(0,36; 0,41; 0,47)

На основе этих данных получены четкие значения с проведением дефазификации.

Результаты расчета параметров представлены в таблице 2.

Таблица 2. Результаты расчета параметров рисков

Table 2. Results of calculating risk parameters

Группа	Риск	Название риска	M(P)	M(I)	M(C)
D	ε_1	Несо согласованность временных меток	0,65	6,1	0,45
	ε_2	Концептуальный дрейф исходных данных	0,82	8,4	0,28
	ε_3	Потеря целостности данных	0,38	4,8	0,73
A	ε_4	Неадекватность исходных гипотез модели	0,46	6,8	0,58
	ε_5	Чувствительность к «аномальным» данным	0,52	5,5	0,64
	ε_6	Эффект каскадных ошибок	0,18	3,2	0,81
O	ε_7	Конфликт между оператором и выводом модели	0,74	7,1	0,32
	ε_8	Конфликт зон ответственности при внедрении	0,56	5,9	0,52
	ε_9	Невосприимчивость к организационным изменениям	0,68	6,5	0,41

Матрица парных сравнений групп рисков: $A = [[1, 3, 5], [1/3, 1, 3], [1/5, 1/3, 1]]$ позволила получить весовые коэффициенты: $w_D = 0,637$, $w_A = 0,258$, $w_O = 0,105$ при ($IC = 0,019 < 0,1$).

Таблица 3. Композитные индексы рисков

Table 3. Composite risk indices

Риск	ε_1	ε_2	ε_3	ε_4	ε_5	ε_6	ε_7	ε_8	ε_9
$M(R_i)$	8,97	24,91	2,54	5,29	4,48	0,71	16,42	6,38	10,80
$CV(R_i), \%$	8,1	6,5	9,8	10,2	9,5	12,3	7,3	8,7	8,0
$R_i(\text{нормир})$	36,0	100,0	10,2	21,2	18,0	2,9	65,9	25,6	43,4

Интегральный риск системы по формуле (5) составил $R_{int} = 12,37$ условных единиц. Данное значение является агрегированной количественной мерой общего уровня угроз для рассматриваемого сценария интеграции. Для корректной интерпретации этого числа необходимы пороговые уровни, позволяющие отнести полученный риск к определенной категории (ГОСТ Р 58771–2019). В работе использован статистический подход на основе распределения R_{int} полученного методом Монте-Карло (10000 итераций) и расчета его выборочных квартилей [13], где:

- нижний квартиль $Q_{0,25} = 8,2$ – граница низкого риска;
- медиана $Q_{0,5} = 12,4$ – средний уровень риска;
- верхний квартиль $Q_{0,75} = 16,1$ – высокий уровень риска.

Таким образом, полученное значение R_{int} соответствует среднему уровню риска, что требует контроля, но не немедленного вмешательства.

Для наглядного представления неопределенности, связанной с экспертной оценкой, на рис. 1 приведены медианные значения композитных индексов рисков и их 95%-е доверительные интервалы, полученные методом Монте-Карло.

Наибольший разброс характерен для риска ε_2 , что может быть связано с объективной сложностью прогнозирования данного фактора и, как следствие, некоторой вариативностью экспертных суждений. Узкие интервалы для рисков ε_3 и ε_6 свидетельствуют о высокой согласованности экспертов по данным позициям [14].

На рис. 2 представлена полярная диаграмма, построенная по разработанной методике на основе данных из табл. 3.

Расчет по формуле (2) и последующий анализ методом Монте-Карло дали следующие статистически обоснованные композитные индексы в виде медианы и коэффициента вариации представленные в табл. 3.

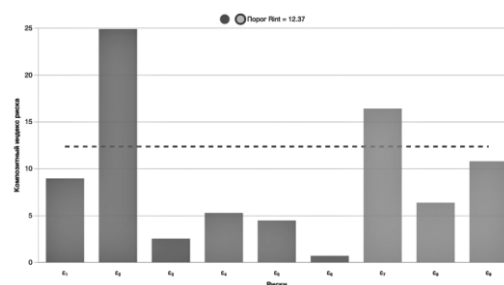


Рис. 1. Медианные значения композитных индексов рисков

Fig. 1. Median values of composite risk indices

Для сравнительного анализа рассмотрены три типовых варианта внедрения: сценарий с высокой централизацией обработки данных, сценарий с децентрализованным принятием решений и гибридный сценарий. Для количественной оценки влияния архитектурных решений на профиль рисков были сформированы модифицированные наборы исходных данных, отражающие особенности каждого сценария. Модификация заключалась в корректировке экспертных оценок параметров P, I, C (в пределах допустимых диапазонов) в соответствии с архитектурными допущениями.

Для каждого сценария была повторно выполнена вся процедура оценки по нечёткой параметризации, генерации выборок методом Монте-Карло, расчёт композитных индексов R_i и интегрального риска R_{int} . Полученные значения нормированы относительно максимального риска и использованы для построения полярной диаграммы (рис. 2).

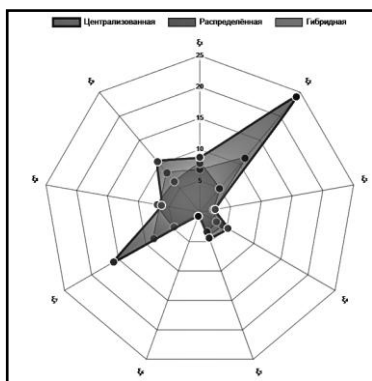


Рис. 2. Полярная диаграмма для трех вариантов внедрения

Fig. 2. Polar chart for three implementation scenarios

Таким образом, можно наблюдать что распределённая архитектура снижает ключевые риски ε_2 и ε_7 на 35–40 %, но увеличивает риск ε_1 . Гибридная архитектура демонстрирует наиболее сбалансированный профиль. Также видно, что низкие коэффициенты вариации (от 6,5 до 12,3 %) подтверждают устойчивость оценок композитных индексов к неопределённости входных данных.

Для проверки адекватности разработанной методики проведено ее сопоставление с классическим методом анализа видов и последствий отказов FMEA (ГОСТ Р 51901.12-2007). Для каждого риска рассчитано приоритетное число риска (Risk Priority Number – RPN) $RPN = P \cdot I \cdot C$ на основе исходных данных (табл. 1). Для сопоставимости оба ряда показателей (R_i из предлагаемой модели и RPN) нормированы к диапазону [0; 100]. Результаты представлены в табл. 4.

Таблица 4. Сравнение оценки рисков с методом FMEA

Table 4. Comparison of risk assessment with the FMEA method

Группа	Риск	Предлагаемый метод	Метод FMEA
D	ε_1	36,0	34,2
	ε_2	100,0	100,0
	ε_3	0,2	11,5
A	ε_4	21,2	19,8
	ε_5	18,0	17,3
	ε_6	2,9	3,1
O	ε_7	65,9	62,4
	ε_8	25,6	24,1
	ε_9	43,4	41,8

Коэффициент ранговой корреляции Спирмена [15] между двумя рядами составил $\rho=0,97$, что указывает на высокую согласованность результатов. Небольшие расхождения объясняются учетом в предлагаемой модели неопределённости экспертных оценок и весовых коэффициентов групп рисков. Таким образом, разработанная методика не противоречит существующим подходам, а ее преимущества в виде учета неопределённости достигаются без искажения общей структуры рисков.

Заключение

Разработана комплексная математическая модель и методика количественной оценки рисков интеграции предик-

тивных аналитических моделей в управление ПТК. Предлагаемый подход обеспечивает комплексную оценку за счет интегрированного учёта взаимосвязи алгоритмических, информационных и организационных факторов. Его научная обоснованность достигается применением метода Монте-Карло, что позволяет получать статистически достоверные результаты и оценивать их устойчивость. Методика может быть использована на этапе проектирования интеграции интеллектуальных систем в ПТК различных отраслей промышленности.

Библиографические ссылки

1. Коробов В. Б. Теория и практика экспертных методов: монография / под ред. Б. И. Кочурова. М. : ИНФРА-М, 2023. 281 с.
2. Тюрин Ю. Н., Макаров А. А. Анализ данных на компьютере. Изд. 3-е, перераб. и доп. / под ред. В. Э. Фигурнова. М. : ИНФРА-М, 2023. 312 с.
3. Мажайцев Е. А., Семенова Е. Г., Русина А. А. Исследование возможностей и путей совершенствования структуры информационно-измерительных и управляющих систем в условиях цифровой трансформации // Развитие науки и образования в условиях глобализации и цифровой трансформации : Международная научная конференция. Кыргызстан, Бишкек: Кыргызский национальный университет им. Ж. Баласагына. Библиотека журнала «Вестник КНУ». 2025. № 10. С. 165–169.
4. Идентификация критических состояний технологических процессов на основе методов предиктивной аналитики / С. М. Ковалёв, А. В. Суханов, И. А. Ольгейзер, К. И. Корниченко // Автоматика и телемеханика. 2023. № 4. С. 115–130.
5. Нерославский И. М. Risk Prioritizing Method at the Stage of Qualitative Risk Analysis in the Process of Project Implementation // International Journal of Accounting, Finance and Risk Management. 2023. Vol. 8. No. 2. P. 45–52.
6. Xiao L., Huang G., Zhang G. An intuitionistic fuzzy cloud model-based risk assessment method of failure modes considering hybrid weight information // Journal of Intelligent & Fuzzy Systems. 2022. Vol. 42. No. 6. P. 5237–5263.
7. Хацкевич В. Л., Махинова О. А. Числовые характеристики случайных процессов с нечеткими состояниями // Искусственный интеллект и принятие решений. 2023. № 1. С. 32–41.
8. Пономарев А. В. Риск-устойчивость центров мониторинга информационной безопасности и ее моделирование // Инженерный вестник Дона. 2024. № 11. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2024/9646.
9. Liang Cao, Deyin Yao, Hongyi Li, Wei Meng, Renquial Lu. Fuzzy-based dynamic event triggering formation control for nonstrict-feedback nonlinear MASs // Fuzzy sets and systems. V. 452. Cjan. 2023. P. 1–22.
10. Ильюшин Е. А., Намиот Д. Е., Чижов И. В. Атаки на системы машинного обучения – общие проблемы и методы // International Journal of Open Information Technologies. 2022. Vol. 10. No. 3. P. 17–21.
11. Русина А. А. Прогнозирование рисков внедрения электронного контента в информационное обеспечение беспилотных авиационных систем // Инженерный вестник Дона. 2025. № 1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2025/9801.
12. Броневиц А. Г., Лепский А. Е. Нечеткие модели анализа данных и принятия решений. М. : Изд. дом Высшей школы экономики, 2022. 264 с.
13. Басков О. В., Ногин В. Д. Нечеткие множества второго порядка и их применение в принятии решений. Общие понятия // Искусственный интеллект и принятие решений. 2023. № 1. С. 3–14.

14. Çetinkaya Z., Horasan F. Decision Trees in Large Data Sets // *International Journal of Engineering Research and Development*. 2021. V. 13. No. 1. P. 140-151.

15. Развитие метода многопараметрической линейной регрессии для анализа трассерных исследований / Р. Р. Фахреева, Ю. А. Питюк, Г. Ф. Асалхузина, А. Я. Давлетбаев, В. П. Мирошниченко, Г. П. Гусев // *Вестник Башкирского университета*. 2021. С. 554–558.

References

1. Korobov V.B. [Theory and practice of expert methods]. *Monograph* / ed. by B.I. Kochurov. Moscow: INFRA-M, 2023. 281 p. (in Russ.).

2. Tyurin Yu.N., Makarov A.A. [Data analysis on a computer]. 3rd ed., rev. and suppl. / ed. by V.E. Figrunov. Moscow: INFRA-M, 2023. 312 p. (in Russ.).

3. Mazhaytsev E.A., Semenova E.G., Rusina A.A. [Study of possibilities and ways to improve the structure of information-measuring and control systems in the context of digital transformation]. *Materialy Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii «Razvitie nauki i obrazovaniya v usloviyakh globalizatsii i tsifrovoy transformatsii»*. Kyrgyzstan, Bishkek: Kyrgyzskiy natsionalnyy universitet im. Zh. Balasagyna. Biblioteka zhurnala «Vestnik KNU». 2025. No. 10. Pp. 165-169 (in Russ.).

4. Kovalev S.M., Sukhanov A.V., Olgezyer I.A., Kornienko K.I. [Identification of critical states of technological processes based on predictive analytics methods]. *Avtomatika i telemekhanika*. 2023. No. 4. Pp. 115-130 (in Russ.).

5. Neroslavskiy I.M. Risk Prioritizing Method at the Stage of Qualitative Risk Analysis in the Process of Project Implementation. *International Journal of Accounting, Finance and Risk Management*. 2023. Vol. 8, No. 2. P. 45-52.

6. Xiao L., Huang G., Zhang G. An intuitionistic fuzzy cloud model-based risk assessment method of failure modes considering hybrid weight information. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*. 2022. Vol. 42. No. 6. pp. 5237-5263.

7. Khatskevich V.L., Makhinova O.A. [Numerical characteristics of random processes with fuzzy states]. *Iskusstvennyy intellekt i prinyatie resheniy*. 2023. No. 1. Pp. 32-41 (in Russ.).

8. Ponomarev A.V. [Risk stability of information security monitoring centers and its modeling]. *Inzhenernyy vestnik Dona*. 2024. No. 11. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2024/9646 (in Russ.).

9. Liang Cao, Deyin Yao, Hongyi Li, Wei Meng, Renquial Lu. Fuzzy-based dynamic event triggering formation control for nonstrict-feedback nonlinear MASs. *Fuzzy Sets and Systems*. 2023. Vol. 452. Pp. 1-22.

10. Ilyushin E.A., Namiot D.E., Chizhov I.V. [Attacks on machine learning systems – general problems and methods]. *International Journal of Open Information Technologies*. 2022. Vol. 10, No. 3. Pp. 17-21 (in Russ.).

11. Rusina A.A. [Forecasting the risks of introducing electronic content into the information support of unmanned aviation systems]. *Inzhenernyy vestnik Dona*. 2025. No. 1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2025/9801 (in Russ.).

12. Bronevich A.G., Lepskiy A.E. [Fuzzy models of data analysis and decision making]. Moscow: Izd. dom Vysshey shkoly ekonomiki, 2022. 264 p. (in Russ.).

13. Baskov O.V., Nogin V.D. [Fuzzy sets of the second order and their application in decision making. General concepts]. *Iskusstvennyy intellekt i prinyatie resheniy*. 2023. No. 1. Pp. 3-14 (in Russ.).

14. Çetinkaya Z., Horasan F. Decision Trees in Large Data Sets. *International Journal of Engineering Research and Development*. 2021. Vol. 13. No. 1. pp. 140-151.

15. Fakhreeva R.R., Pityuk Yu.A., Asalkhuzina G.F., Davletbaev A.Ya., Miroshnichenko V.P., Gusev G.P. [Development of the method of multivariate linear regression for the analysis of tracer studies]. *Vestnik Bashkirskogo universiteta*. 2021. Pp. 554-558 (in Russ.).

Risk-oriented Approach in Implementation of Predictive Analytics into Control Systems of Production and Technological Complexes

E. A. Mazhaytsev, Post-graduate, Baltic State Technical University "VOENMEH" named after D. F. Ustinov, Saint Petersburg, Russia

E. G. Semenova, DSc in Engineering, Baltic State Technical University "VOENMEH" named after D. F. Ustinov, Saint Petersburg, Russia

The integration of predictive analytical models into the control systems of production and technological complexes (PTC) involves multicomponent risks arising at the intersection of algorithmic, informational, and organizational factors. Traditional risk analysis methods, such as failure mode and effects analysis (FMEA) or expert surveys, do not fully account for the uncertainty of expert judgments and the system effects of implementing intelligent algorithms. This paper proposes a comprehensive methodology for the quantitative assessment of integration risks, based on the synthesis of three mathematical frameworks: fuzzy sets (triangular fuzzy numbers), the analytic hierarchy process (AHP) for determining the weights of risk groups, and the Monte Carlo method for statistical substantiation of the results. A formalized structure of nine key risks is presented, distributed across three groups: data, algorithms, and organization. Based on expert assessments for a typical PTC, composite indices for each risk are calculated, including median values, 95% confidence intervals, and variation coefficient, as well as an integral indicator of system risk classified as a medium threat level using quartile analysis. A polar diagram (risk wind rose) is developed to enable a clear comparison of risk profiles for three implementation scenarios: centralized, decentralized, and hybrid. It is shown that the hybrid architecture provides the most balanced risk profile. The high correlation of the results with the classical FMEA method (Spearman's rank correlation coefficient $\rho = 0.97$) confirms the adequacy of the developed methodology. The proposed approach is consistent with existing standards and can be used at the design stage of integrating predictive analytics systems into industrial PTCs.

Keywords: integration risks, predictive analytics, production and technological complex, fuzzy sets, analytic hierarchy process, Monte Carlo method, wind rose diagram.

Получено: 12.05.26

Образец цитирования

Мажайцев Е. А., Семенова Е. Г. Внедрение предиктивной аналитики в системы управления производственно-технологическими комплексами при риск-ориентированном подходе // *Интеллектуальные системы в производстве*. 2026. Т. 24, № 3. С. 12–16. DOI: 10.22213/2410-9304-2026-3-12-16.

For Citation

Mazhaytsev E.A., Semenova E.G. [Implementation of predictive analytics in management systems of production and technological complexes with a risk-oriented approach]. *Intellektualnye sistemy v proizvodstve*. 2026. Vol. 24, no. 3. Pp. 12-16 (in Russ.). DOI: 10.22213/2410-9304-2026-3-12-16.