

Научная статья

УДК 681.3

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=181896>

ОПТИМИЗАЦИЯ ОПЕРАЦИОННЫХ ЗАТРАТ В МНОГОФУНКЦИОНАЛЬНОЙ ЦИФРОВИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЕ НА ОСНОВЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ НА ПРИМЕРЕ АВИАСТРОИТЕЛЬНОГО ПРЕДПРИЯТИЯ

Павел Юрьевич Гусев

Воронежский государственный технический университет,

Воронеж, Россия

pgusev@cchgeu.ru

Аннотация: В работе рассматриваются вопросы применения предиктивной аналитики как инструмента коррекции управленческих решений в многофункциональных цифровизированных системах. Рассмотрены факторы, влияющие на размер операционных затрат. Предложено формальное описание трех задач предиктивной аналитики, обеспечивающих поддержку принятия решений при оптимизации операционных затрат. На примере авиастроительного предприятия рассмотрено практическое применение предлагаемых инструментов.

Ключевые слова: цифровизированная система, предиктивная аналитика, операционные затраты, авиастроительное предприятие

Для цитирования: Гусев П.Ю. Оптимизация операционных затрат в многофункциональной цифровизированной системе на основе результатов предиктивной аналитики на примере авиастроительного предприятия // Труды МАИ. 2024. № 137. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=181896>

Original article

OPTIMIZATION OF OPERATING COSTS IN A MULTIFUNCTIONAL DIGITALIZED SYSTEM BASED ON THE RESULTS OF PREDICTIVE ANALYTICS USING THE EXAMPLE OF AN AIRCRAFT MANUFACTURING ENTERPRISE

Pavel Yu. Gusev

Voronezh State Technical University,

Voronezh, Russia

pgusev@cchgeu.ru

Abstract: The paper discusses the use of predictive analytics as a tool for correcting management decisions in multifunctional digitalized systems. Factors influencing the size of operating costs are considered. Among the most significant factors are: overestimation of system performance targets, unplanned system components, use of excessive amounts of resources for the operation of system components, unplanned maintenance and repair of system components. A formal description of three predictive analytics tasks that provide decision support for optimizing operating costs is proposed. conducting a separate study.

Solving problems of predictive analytics makes it possible to assess the optimality of carrying out an intelligent procedure for disaggregating resources and volumes of activity by type of activity. Combining the conditions for compliance of planned and forecast values forms an optimization model for reducing operating costs based on the results of predictive analytics. At the same time, failure to meet the model conditions associated with the results of predictive analytics leads to the need for a new iteration of the intelligent disaggregation procedure. Depending on the failure to meet a specific condition of the proposed optimization model, the management decisions described in the work can be made.

Predictive analytics problems can be classified as machine learning regression problems. It should be noted that in certain cases a classification task may also occur if the system performance indicator is binary, takes the values “completed” or “failed”, or can be classified by a finite set of values.

The production system of an aircraft manufacturing enterprise was selected as an experiment on the use of predictive analytics models. A manufacturing enterprise is an illustrative example of a multifunctional digitalized system, because management in such systems is carried out using information technologies based on digital platforms and services. For the system under consideration, a predictive analysis was carried out in accordance with the formalized tasks of predictive analytics.

As a result of the predictive analytics procedure at an aircraft manufacturing enterprise, the possibilities of fulfilling the production plan, as well as ways to reduce operating costs, were determined. Factors influencing the increase in operating costs and the ability to fulfill the

production plan have been identified. Such factors in real systems are usually the human factor or the lack of external resources - for example, the supply of raw materials.

Keywords: digitalized system, predictive analytics, operating costs, aircraft manufacturing enterprise

For citation: Gusev P.Yu. Optimization of operating costs in a multifunctional digitalized system based on the results of predictive analytics using the example of an aircraft manufacturing enterprise. *Trudy MAI*, 2024, no. 137. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=181896>

Введение

Вопросы принятия управленческих решений в сложных системах являются традиционно трудоемкими и актуальными на любом этапе развития технологий. При текущем развитии информационных технологий решение данных вопросов оказалось, возможно с использованием принципиально новых инструментов, что привело к появлению термина цифровой трансформации. Цифровая трансформация открыла возможности следующего этапа развития цифровизации – принципиальному изменению бизнес-процессов на основе цифровых технологий [1].

Инструменты цифровой трансформации обеспечили возможность не только получения управленческих решений на основе принципиально новых технологий, но и возможности проверки принятых решений до их реализации. Одним из таких инструментов является предиктивная аналитика. Предиктивная аналитика

представляет собой комплекс моделей, подходов и алгоритмов, обеспечивающих прогнозирование заданных показателей в целевые промежутки времени [2-3].

Предиктивная аналитика, являясь современным цифровым инструментом, стала неотъемлемой частью многофункциональных цифровизированных систем (МФЦС) [4]. В подобных системах предиктивная аналитика выступает в качестве отдельного функционального направления и обеспечивает как прогнозирование и проверку управленческих решений, так и предоставляет возможность контроля функционирования отдельных компонентов МФЦС во время выполнения заданных объемов деятельности.

Одним из компонентов управления МФЦС являются интеллектуальные процедуры, обеспечивающие оптимальную дезагрегацию ресурсов V^0 и объемов деятельности X^0 по видам деятельности $m = \overline{1, M}$. При решении задачи дезагрегации ресурсов V_n^{0i} по видам деятельности $V_{mn}^i, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, i = \overline{1, I}$ важным фактором является информация об удельных операционных затратах на привлечение n -го вида ресурсного обеспечения через i -е функциональное направление цифровой среды управления для реализации m -го вида деятельности $C_{mn}^i, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, i = \overline{1, I}$ [4]. Оптимальное решение получают на основе решения задачи блочного линейного программирования

$$\sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N C_{mn}^i V_{mn}^i \rightarrow \min,$$

$$\sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N a_{mnj}^i V_{mn}^i \geq f_j^0, j = \overline{1, J} \quad (1)$$

$$\sum_{m=1}^M V_{mn}^i \leq V_n^{0i}, i = \overline{1, I}, n = \overline{1, N}$$

$$V_{mn}^i \geq 0, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$$

где a_{mnj}^i – коэффициент влияния привлечения n -го вида ресурса через i -е функциональное направление для выполнения m -го вида деятельности на j -й показатель эффективности, полученный на основе экспертного оценивания.

Цель данной работы – исследование возможностей предиктивной аналитики для минимизации операционных затрат в МФЦС, влияющих на процесс дезагрегации ресурсов по видам деятельности, за счет прогнозирования и коррекции параметров функционирования компонентов деятельностной среды.

Для достижения цели в работе решаются следующие задачи:

- анализ факторов, влияющих на увеличение операционных затрат в МФЦС;
- формирование оптимизационной модели снижения операционных затрат на основе результатов предиктивной аналитики;
- проведение предиктивного анализа компонентов МФЦС на основе моделей машинного обучения.

Определение факторов, влияющих на увеличение операционных затрат в многофункциональных цифровизированных системах

Точность определения операционных затрат напрямую влияет на дезагрегацию ресурсов по видам деятельности. Статистическая информация по операционным затратам используется при решении (1) и неточная информация вносит ошибку во всю процедуру интеллектуального управления МФЦС. Дополнительно, объем

операционных затрат является фактором, характеризующим оптимальность всей системы в целом. Для минимизации операционных затрат и повышения точности интеллектуальных процедур управления МФЦС необходимо определить факторы, влияющие на увеличение операционных затрат [5].

С использованием инструментов предиктивной аналитики на этапе принятия решений можно принять меры по снижению расходов, вызванных:

- завышением целевых показателей работы МФЦС;
- простоем компонентов МФЦС;
- использованием избыточных объемов ресурсов для функционирования компонентов МФЦС;
- обслуживанием и ремонтом компонентов МФЦС, вызванных возникновением внезапных критических ситуаций.

Результатом решений с использованием оптимизационных моделей, которые являются основой построения многоэтапной процедуры интеллектуализации принятия решений при управлении дезагрегацией ресурсов и объемов деятельности в цифровизированной системе, представляются сбалансированность объема деятельности $X_{mn}^{i*}, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$ с уровнем ресурса $V_{mn}^{i*}, i = \overline{1, I}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}$. Первая задача предиктивной аналитики состоит в оценке эффективности функционирования МФЦС при полученном решении:

$$F(V_{mn}^{i*}, X_{mn}^{i*},) = f_j^p, \quad (2)$$

где F – модель предиктивной аналитики, $f_j^p, j = \overline{1, J}$ - прогнозные показатели эффективности функционирования МФЦС.

При этом оптимальное функционирование МФЦС определяется выполнением условия:

$$f_j^p \geq f_j^0, \quad (3)$$

где $f_j^0, j = \overline{1, J}$ - показатели эффективности функционирования МФЦС, заданные управляющим центром.

Простой компонентов МФЦС – незапланированное время простоя, требующее использование избыточных ресурсов. Расчет и трансфер управленческих решений осуществляется на целевой промежуток времени T^0 . По каждому виду деятельности $m = \overline{1, M}$ и компоненту МФЦС $k = \overline{1, K}$ экспертом задается время простоя $T_{km}^0, m = \overline{1, M}, k = \overline{1, K}$. Общее прогнозное время простоя компонентов МФЦС T^p определяется как:

$$T^p = \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M T'_{km} - T_{km}^0,$$

где $T'_{km}, m = \overline{1, M}, k = \overline{1, K}$ – прогнозное время простоя k-го компонента при выполнении m-го вида деятельности.

Таким образом, вторая задача предиктивной аналитики:

$$F(V_{mn}^{i*}, X_{mn}^{i*},) = T^p$$

Вторая задача может быть уточнена при необходимости прогнозирования простоя каждого компонента МФЦС в отдельности:

$$F(V_{mn}^{i*}, X_{mn}^{i*},) = T_{km}^p, \quad (4)$$

Для определения оптимальности функционирования МФЦС с учетом времени простоя компонентов требуется проверка условия:

$$T_{km}^p \leq T_{km}^0, m = \overline{1, M}, k = \overline{1, K} \quad (5)$$

Планируемый объем ресурсов для заданного объема деятельности должен соответствовать показателям эффективности функционирования МФЦС. При разбалансировке показателей и объемов ресурсов может произойти отклонение в фактическом использовании ресурсов в одну из сторон:

- превышение выделенного объема ресурсов определенного вида – в этом случае ряд показателей может быть достигнут, но показатели, достижение которых связано с другими видами ресурсов окажутся не достигнуты;
- выполнение заданного объема деятельности с использованием объема ресурсов меньше выделенного – в таком случае системы работает не оптимально.

Третья задача предиктивной аналитики в МФЦС – определение избыточного объема ресурсов V_{nm}^p по каждому виду ресурса $n = \overline{1, N}$ привлекаемому через функциональное направление $i = \overline{1, I}$ для выполнения деятельности $m = \overline{1, M}$. Для этого требуется вычислить разницу между планируемыми и фактически затраченными объемами ресурсов:

$$V^p = \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M |V_{nm}^{ip} - V_{nm}^{i0}|$$

Таким образом, в результате работы модели предиктивной аналитики требуется определить:

$$F(V_{mn}^{i*}, X_{mn}^{i*},) = V_{nm}^{ip}, \quad (6)$$

Условие оптимальности функционирования МФЦС с учетом использования избыточного или недостаточного объема ресурсов:

$$V_{nm}^{ip} = V_{nm}^{i0} * h_{nm}^i, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, i = \overline{1, I}, \quad (7)$$

где h_{inm} – коэффициент, определяющий допустимую погрешность в прогнозировании использования ресурса $n = \overline{1, N}$ привлекаемого через функциональное направление $i = \overline{1, I}$ при выполнении работы $m = \overline{1, M}$.

Уровень операционных затрат, обусловленный обслуживанием и ремонтом компонентов МФЦС, вызванных возникновением внезапных критических ситуаций, также может быть определён инструментами предиктивной аналитики. Однако, учитывая особенности конкретных компонентов МФЦС и множество параметров их описывающих, предиктивную модель затруднительно определить в общем виде. Поэтому для предиктивного анализа конкретного компонента МФЦС требуется проведение отдельного исследования.

Решение задач (2), (4), (6) позволяет оценить оптимальность проведения интеллектуальной процедуры дезагрегации ресурсов V^0 и объемов деятельности X^0 по видам деятельности $m = \overline{1, M}$. Объединение условий (3), (5), (7) и оптимизационной модели (1) формируют новую оптимизационную модель снижения операционных затрат на основе результатов предиктивной аналитики:

$$\sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M C_m^i V_m^i \rightarrow \min$$

$$\sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M A^i V_m^i \geq f^0,$$

$$\sum_{m=1}^M V_m^i \leq V^{0i}, i = \overline{1, I},$$

$$V_m^i \geq 0, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, i = \overline{1, I}, \quad (8)$$

$$f_j^p \geq f_j^0, j = \overline{1, J}$$

$$T_{km}^p \leq T_{km}^0, m = \overline{1, M}, k = \overline{1, K}$$

$$V_{nm}^p = V_{nmi}^0 * h_{nmi}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N}, i = \overline{1, I}$$

При этом невыполнение условий модели (8), связанных с результатами предиктивной аналитики, приводит к необходимости проведения новой итерации интеллектуальной процедуры дезагрегации. В зависимости от невыполнения конкретного условия модели (8) могут быть приняты следующие решения при запуске новой итерации:

- в случае невыполнения условия (3) требуется пересмотр показателей эффективности функционирования МФЦС;
- в случае невыполнения условия (5) требуется корректировка следующих составляющих: общего времени выполнения объема деятельности, состава компонентов МФЦС, объема деятельности МФЦС;
- в случае невыполнения условия (7) требуется корректировка объема ресурсов определённого вида.

Предиктивный анализ работы компонентов МФЦС на основе моделей машинного обучения

Задачи предиктивной аналитики (2), (4), (6) в описанных условиях могут быть классифицированы как задачи регрессии машинного обучения. Задача регрессии – это тип задач с учителем, при которой модель прогнозирует значение целевого

показателя по набору компонентов [6]. Целевой показатель может принимать любое значение и не может быть описан классификатором с конечным количеством классов. Следует отметить, что в случае решения (2) может также встречаться задача классификации в том случае, если показатель эффективности системы является бинарным принимает значения «выполнен» или «не выполнен», или может быть классифицирован конечным множеством значений.

Тип задач с учителем требует статистический набор данных для обучения модели машинного обучения [7]. Статистический набор данных в МФЦС накапливается по результатам работы мониторинговой среды и хранится в едином информационном пространстве. В случае, если получение статистического набора данных для решения задач предиктивной аналитики затруднительно – может быть использована имитационная модель как источник статистической информации [8].

Машинное обучение один из наиболее актуальных и эффективных способов решения задач предиктивной аналитики. Выбор модели машинного обучения для решения задачи предиктивной аналитики зависит от множества факторов и, зачастую, является результатом экспериментов [9-11]. Но, учитывая общеизвестные достоинства и недостатки существующих моделей машинного обучения, возможна выработка общего подхода к выбору конкретной модели при решении задач (2), (4), (6).

Одним из базовых решений, применяемых в машинном обучении, является линейная регрессия [12]. Линейная регрессия описывается регрессионной моделью:

$$y = f(x, b) + \varepsilon,$$

$$f(x, b) = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k, k = \overline{1, K}$$

где b – параметры модели, ε – случайная ошибка модели, b_k – параметры регрессии, x_k – весовые коэффициенты модели, k – количество коэффициентов и параметров.

Линейная регрессия показывает хорошие результаты метрик обучения модели при большом количестве параметров регрессии [13]. В общем случае можно предложить выбор модели линейной регрессии, если произведение количества функциональных направлений $i = \overline{1, I}$, видов ресурсов $n = \overline{1, N}$ и видов работ $m = \overline{1, M}$ превышает 100. Однако следует сделать замечание что это общая рекомендация и принятие решения в пользу использования модели линейной регрессии должно приниматься в каждом конкретном случае отдельно.

Другим эффективным инструментом машинного обучения для решения задач предиктивной аналитики являются модели на основе деревьев решений [14]. Подобные модели реализуют различный подход к построению деревьев решений, но в основе каждой из них заложено использование бинарных деревьев решений. Наиболее точными на текущий момент являются методы градиентного бустинга, которые имеют множество различных реализаций.

Выбор в пользу моделей, основанных на деревьях решений, может быть принят в случае ограниченного количества параметров модели - если произведение количества функциональных направлений $i = \overline{1, I}$, видов ресурсов $n = \overline{1, N}$ и видов работ $m = \overline{1, M}$ не превышает 100. При больших значениях параметров модели на

деревьях решений недостаточно обобщают решение и могут показывать плохой результат обучения.

Отдельным разделом машинного обучения является глубокое обучение, основанное на применении нейронных сетей для решения задач предиктивной аналитики [15]. Следует отметить, что применение нейросетевых технологий для решений подобного рода задач применимо в подавляющем большинстве случаев, но может оказаться избыточно и рекомендуется применять после экспериментирования с моделями линейной регрессии и моделями на основе деревьев решений.

В качестве экспериментов по применению моделей предиктивной аналитики выбрана производственная система авиастроительного предприятия [16 МАИ 2019]. Производственное предприятие является показательным примером МФЦС, т.к. управление в подобных системах осуществляется с использованием информационных технологий на базе цифровых платформ и сервисов. Для рассматриваемой системы проведен предиктивный анализ в соответствии с задачами (2), (4), (6).

Одним из наиболее важных показателей эффективности любого производства является выполнение производственного плана, что является частным случаем решения задачи (2). В данном случае задача определения выполнимости производственного плана представляла собой задачу бинарной классификации – план выполнен или нет. В работе [16] задача решена с применением нечетко-нейронной сети, что обеспечило показатель метрики accuracy = 0,93 [17].

Одним из компонентов цифровой среды рассматриваемого авиастроительного предприятия является имитационная модель, обеспечивающая расчет производственного плана и показателей работы оборудования на заданный период [18]. Важным показателем работы оборудования является время простоя – (3). Для обеспечения возможности коррекции управленческих решений разработана модель предиктивной аналитики, обеспечивающая прогнозирование загрузки оборудования предприятия на основе статистических данных. Разработанная модель основывается на одном из методов машинного обучения – линейной регрессии. В таблице 1 приведены расчетные (из имитационной модели), прогнозные и фактические значения загрузки единицы технологического оборудования для одного из производственных периодов.

Таблица 1 - Расчетные, прогнозные и фактические значения загрузки единицы технологического оборудования для одного из производственных периодов

Наименование оборудования	Расчетное значение загрузки, %	Прогнозное значение загрузки, %	Фактическое значение загрузки, %
Endura	60	65	63

Задачи по определению требуемых и прогнозированию избыточных (3) объемов ресурсов на авиастроительном предприятии заключаются в [19]:

1. Определении требуемого количества оснастки.

2. Определении требуемого количества рабочих на участках выкладки и механической обработки.

3. Определении требуемого количества автоклавов.

Для решения задачи прогнозирования использования ресурсов применены модели машинного обучения, основанные на деревьях решений – градиентный бустинг. Для каждого ресурса обучена отдельная модель градиентного бустинга, что увеличило точность прогнозирования.

В результате проведения эксперимента для одного из производственных периодов с применением $i=1$ функционального направления, $m=2$ видов работ и $n=3$ видов ресурсов, рассчитаны условия для оптимизационной модели (8):

$$1 \geq 1, j = 1$$

$$35 \leq 40, m = 1, k = 1$$

$$10 = 10 * 1,1, m = 1, n = 1, i = 1$$

$$5 = 5 * 1,2, m = 1, n = 2, i = 1$$

$$2 = 2 * 1, m = 2, n = 3, i = 1$$

Повторное применение инструментов предиктивной аналитики во время выполнения производственного плана на период на основе результатов мониторинга показало следующие результаты:

$$0 \geq 1, j = 1$$

$$38 \leq 40, m = 1, k = 1$$

$$10 = 10 * 1,1, m = 1, n = 1, i = 1$$

$$6 = 5 * 1,2, m = 1, n = 2, i = 1$$

$$2 = 2 * 1, m = 2, n = 3, i = 1$$

В результате проведения процедуры предиктивной аналитики установлено, что производственный план не мог быть выполнен ввиду появления непрогнозируемых факторов. Такими факторами в реальных системах, как правило, являются человеческий фактор или недостаток внешних ресурсов – например поставка сырья [20]. Учитывая результаты предиктивного анализа повторно проведена интеллектуальная процедура дезагрегации, что позволило избежать дополнительных затрат ресурсов при выполнении производственного плана.

Заключение

Предиктивная аналитика является одним из функциональных направлений МФЦС, обеспечивающих оптимальное проведение интеллектуальной процедуры дезагрегации. Результаты предиктивной аналитики представляют собой прогнозные значения показателей, получаемых мониторинговой средой. Предиктивная аналитика, являясь компонентом цифровой среды и используя статистическую информацию о работе системы, организует связь между управляющей, цифровой и мониторинговой средами, при этом статистическая информация накапливается в едином информационном пространстве.

Использование методов предиктивной аналитики при управлении многофункциональными цифровизированными системами обеспечивает проверку оптимальности проведения интеллектуальных процедур дезагрегации. Использование результатов предиктивной аналитики при коррекции управленческих

решений позволяет снизить операционные затраты и оптимизировать использование ресурсов при выполнении работ в деятельностной среде.

В качестве методов машинного обучения, применяемых для проведения процедуры предиктивного анализа, могут быть использованы регрессионные модели, модели, основанные на деревьях решений, а также нейронные сети. В зависимости от поставленной задачи предиктивного анализа, а также от особенностей мониторинговых данных требуется выбор наиболее эффективной модели машинного обучения для конкретного случая применения.

Список источников

1. Вайл П., Ворнер С. Цифровая трансформация бизнеса: Изменение бизнес-модели для организации нового поколения. –М.: Альпина Паблишер, 2019. – 257 с.
2. Хасанов А.Р. Влияние предиктивной аналитики на деятельность компаний // Стратегические решения и риск-менеджмент. 2018. № 3 (108). URL: <https://doi.org/10.17747/2078-8886-2018-3-108-113>
3. Зайченко И.М., Яковлева М.А. Предиктивная аналитика в управлении цепями поставок // Научный вестник Южного института менеджмента. 2019. № 2. С. 18-23.
4. Гусев П.Ю. Львович Я.Е. Структуризация многофункциональной цифровизированной системы и управление ею на основе оптимизационных моделей дезагрегации ресурсов и объемов деятельности // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2023. № 11 (4). URL: <https://moitvivot.ru/ru/journal/pdf?id=1441>. DOI: [10.26102/2310-6018/2023.43.4.004](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2023.43.4.004)

5. Дорожко И.В., Горохов Г.М., Кириллов И.А. Методический подход к разработке системы поддержки принятия решений оператора автоматизированной системы управления технологическими процессами на основе динамических байесовских сетей // Труды МАИ. 2022. № 125. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=168195>. DOI: [10.34759/trd-2022-125-23](https://doi.org/10.34759/trd-2022-125-23)
6. Рысбай Н. Машинное обучение в передовых исследованиях. Процессы разработки // Вестник науки. 2023. № 5 (62). URL: www.вестник-науки.пф/volume/journal-5-62-2
7. Гаврилина Е.А., Захаров М.А., Карпенко А.П. Количественная оценка метакомпетенций учащихся на основе методов машинного обучения // Наука и образование. 2015. № 4. DOI: [10.7463/0415.0764221](https://doi.org/10.7463/0415.0764221)
8. Гусев П.Ю. Прогнозирование развития и управление многофункциональной цифровизированной системой с применением методов искусственного интеллекта // Системы управления и информационные технологии. 2023. № 4 (94). С. 4-7.
9. Минаков Е.П., Привалов А.Е., Бугайченко П.Ю. Метод оценивания характеристик цифровых моделей киберфизических систем на основе множественного регрессионного анализа результатов их применения // Труды МАИ. 2023. № 131. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=175925>. DOI: [10.34759/trd-2023-131-19](https://doi.org/10.34759/trd-2023-131-19)
10. Касатиков Н.Н., Брехов О.М., Николаева Е.О. Интеграция технологий искусственного интеллекта и интернета вещей для расширенного мониторинга и оптимизации энергетических объектов в умных городах // Труды МАИ. 2023. № 131. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=175929>. DOI: [10.34759/trd-2023-131-23](https://doi.org/10.34759/trd-2023-131-23)

11. Антропова Е.М., Конкин Н.А. Выбор ансамблевых моделей машинного обучения для прогнозирования полосы когерентности транссионосферных каналов связи // Всероссийские открытые Армандовские чтения «Современные проблемы дистанционного зондирования, радиолокации, распространения и дифракции волн» (Муром, 27–29 июня 2023): сборник трудов. – Муром: Владимирский государственный университет им. Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых, 2023. С. 275-283.
12. Лутай В.Н., Хусаинов Н.Ш. Повышение устойчивости линейной регрессии // Известия ЮФУ. Технические науки. 2022. № 5 (229). URL: https://izv-tn.tti.sfedu.ru/index.php/izv_tn/article/view/707
13. Базилевский М.П. Метод построения неэлементарных линейных регрессий на основе аппарата математического программирования // Проблемы управления. 2022. № 4. С. 3-14. DOI: [10.25728/pu.2022.4.1](https://doi.org/10.25728/pu.2022.4.1)
14. Кобко Л.И. Комплексный комбинаторный метод построения расписания работы рабочих мест первичных производственных систем // Труды МАИ. 2001. № 3. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=34687>
15. Ксенофонтов В.В. Нейронные сети // Проблемы науки. 2020. № 11 (59). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/neyronnye-seti-1>
16. Гусев П.Ю. Гусев К.Ю. Прогнозирование выполнения производственного плана авиационного предприятия с применением нечетко-нейронной сети // Труды МАИ. 2020. № 110. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=112933>. DOI: [10.34759/trd-2020-110-20](https://doi.org/10.34759/trd-2020-110-20)

17. Gunawardana A., Shani G. A survey of accuracy evaluation metrics of recommendation tasks // *Journal of Machine Learning Research*, 2009, vol. 10, no. 12. DOI: [10.1145/1577069.1755883](https://doi.org/10.1145/1577069.1755883)
18. Чижов М.И., Скрипченко Ю.С., Гусев П.Ю. Создание имитационной модели цеха производства деталей из полимерно-композиционных материалов // *Вестник Воронежского государственного технического университета*. 2012. Т. 8. № 12-2. С. 73-75.
19. Чижов М.И., Скрипченко Ю.С., Гусев П.Ю. Имитационное моделирование производства деталей из полимерных композиционных материалов // *Компьютерные исследования и моделирование*. 2014. Т. 6. № 2. С. 245-252.
20. Степаненко А.С. Роль человеческого фактора в общественном производстве // *Научный вестник МГТУ ГА*. 2009. № 150. С. 135-138.

References

1. Vail P., Vorner S. *Tsifrovaya transformatsiya biznesa: Izmenenie biznes-modeli dlya organizatsii novogo pokoleniya* (Digital business transformation: Changing the business model for a new generation organization), Moscow, Al'pina Pablisher, 2019, 257 p.
2. Khasanov A.R. Vliyanie prediktivnoi analitiki na deyatel'nost' kompanii, *Strategicheskie resheniya i risk-menedzhment*, 2018, no. 3 (108), URL: <https://doi.org/10.17747/2078-8886-2018-3-108-113>
3. Zaichenko I.M., Yakovleva M.A. *Nauchnyi vestnik Yuzhnogo instituta menedzhmenta*, 2019, no. 2, pp. 18-23.

4. Gusev P.Yu. L'vovich Ya.E. *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii*, 2023, no. 11 (4). URL: <https://moitvivi.ru/ru/journal/pdf?id=1441>. DOI: [10.26102/2310-6018/2023.43.4.004](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2023.43.4.004)
5. Dorozhko I.V., Gorokhov G.M., Kirillov I.A. *Trudy MAI*, 2022, no. 125. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=168195>. DOI: [10.34759/trd-2022-125-23](https://doi.org/10.34759/trd-2022-125-23)
6. Rysbai N. *Vestnik nauki*, 2023, no. 5 (62). URL: www.vestnik-nauki.rf/volume/journal-5-62-2
7. Gavrilina E.A., Zakharov M.A., Karpenko A.P. *Nauka i obrazovanie*, 2015, no. 4. DOI: [10.7463/0415.0764221](https://doi.org/10.7463/0415.0764221)
8. Gusev P.Yu. *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii*, 2023, no. 4 (94), pp. 4-7.
9. Minakov E.P., Privalov A.E., Bugaichenko P.Yu. *Trudy MAI*, 2023, no. 131. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=175925>. DOI: [10.34759/trd-2023-131-19](https://doi.org/10.34759/trd-2023-131-19)
10. Kasatikov N.N., Brekhov O.M., Nikolaeva E.O. *Trudy MAI*, 2023, no. 131. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=175929>. DOI: [10.34759/trd-2023-131-23](https://doi.org/10.34759/trd-2023-131-23)
11. Antropova E.M., Konkin N.A. *Vserossiiskie otkrytye Armandovskie chteniya «Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya, radiolokatsii, rasprostraneniya i difraktsii voln»*: sbornik trudov. Murom, Vladimirskii gosudarstvennyi universitet im. Aleksandra Grigor'evicha i Nikolaya Grigor'evicha Stoletovykh, 2023, pp. 275-283.
12. Lutai V.N., Khusainov N.Sh. *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki*, 2022, no. 5 (229). URL: https://izv-tn.tti.sfedu.ru/index.php/izv_tn/article/view/707

13. Bazilevskii M.P. *Problemy upravleniya*, 2022, no. 4, pp. 3-14. DOI: [10.25728/pu.2022.4.1](https://doi.org/10.25728/pu.2022.4.1)
14. Kobko L.I. *Trudy MAI*, 2001, no. 3. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=34687>
15. Ksenofontov V.V. *Problemy nauki*, 2020, no. 11 (59). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/neyronnye-seti-1>
16. Gusev P.Yu. Gusev K.Yu. *Trudy MAI*, 2020, no. 110. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=112933>. DOI: [10.34759/trd-2020-110-20](https://doi.org/10.34759/trd-2020-110-20)
17. Gunawardana A., Shani G. A survey of accuracy evaluation metrics of recommendation tasks, *Journal of Machine Learning Research*, 2009, vol. 10, no. 12. DOI: [10.1145/1577069.1755883](https://doi.org/10.1145/1577069.1755883)
18. Chizhov M.I., Skripchenko Yu.S., Gusev P.Yu. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*, 2012, vol. 8, no. 12-2, pp. 73-75.
19. Chizhov M.I., Skripchenko Yu.S., Gusev P.Yu. *Komp'yuternye issledovaniya i modelirovanie*, 2014, vol. 6, no. 2, pp. 245-252.
20. Stepanenko A.S. *Nauchnyi vestnik MGTU GA*, 2009, no. 150, pp. 135-138.

Статья поступила в редакцию 01.06.2024

Одобрена после рецензирования 04.06.2024

Принята к публикации 28.08.2024

The article was submitted on 01.06.2024; approved after reviewing on 04.06.2024; accepted for publication on 28.08.2024