

DOI: 10.15593/2224-9397/2021.1.06

УДК 658.5.012.1

Р.Г. Власов¹, Ю.С. Коробов^{1,2}, Е.Ю. Кузнецова¹¹ Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина, Екатеринбург, Россия² Институт физики металлов им. М.Н. Михеева УрО РАН, Екатеринбург, Россия

ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СРОКОВ ВЫПУСКА ПРОДУКЦИИ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЁННОСТИ

Объектом представленного исследования является процесс производства коммунальной машины МК2000 в условиях сборочного цеха, ПАО МЗиК. МК2000 является технически сложным изделием, производящимся совместно с десятью другими типами технически сложных изделий в рамках одного цеха. Фактором неопределённости в процессе производства является неизвестная заранее длительность цикла испытаний, которым подвергается каждое изделие после окончания сборки. **Цель исследования:** разработка методики расчёта длительности производственного цикла изделия в условиях неопределённости; оценка возможности производственного планирования и расчёта годового графика отгрузки готовых изделий потребителю при помощи прогнозирования длительности цикла. **Методы:** для решения задачи прогнозирования длительности производственного цикла использована зависимость между количеством изделий всех типов, уже находящихся в процессе испытаний в момент передачи рассматриваемого изделия на испытания, и длительностью испытания передаваемого изделия. Поскольку производство различных типов изделий осуществляется на единых мощностях, закономерность взаимного влияния процессов производства изделий различных типов рассматривается как основная. Расчёт длительности производится при помощи математической модели, полученной в результате обучения алгоритма Random Forest. **Результаты:** разработан новый метод расчёта длительности производственного цикла технически сложных изделий для предприятий мелкосерийного типа производства на основе статистического анализа результатов предыдущей производственной деятельности предприятия. Для расчёта использован предварительно обученный алгоритм машинного обучения Random Forest. Оценка результатов расчёта, полученных при помощи математической модели производственного процесса, позволяет утверждать, что прогнозирование длительности производственного цикла изделий с неизвестной заранее продолжительностью этапа испытаний возможно с применением методов машинного обучения, а точность прогноза зависит от выбранного метода и величины обучающей выборки. **Практическая значимость:** предложенный метод позволяет прогнозировать длительность производства и испытания технически сложных изделий в условиях неопределённости и может быть использован в качестве инструмента для расчёта годового графика отгрузки продукции потребителю.

Ключевые слова: планирование, модель, неопределённость, машинное обучение, прогноз, Random Forest.

R.G. Vlasov¹, Yu.S. Korobov^{1,2}, E.Yu. Kuznetsova¹

¹ Ural Federal University named after B.N. Yeltsin, Yekaterinburg, Russian Federation

² M.N. Mikheev Institute of Metal Physics, Ural Branch of the Russian Academy of Sciences, Yekaterinburg, Russian Federation

APPLICATION OF MACHINE LEARNING TECHNOLOGY TO PREDICT THE TIMING OF PRODUCTION UNDER CONDITIONS OF UNCERTAINTY

The object of the presented research is the production process of the MK2000 utility vehicle in the conditions of the assembly shop of PJSC MZiK. The MK2000 is a technically complex product that is produced together with ten other types of technically complex products within the same workshop. The uncertainty factor in the production process is the unknown duration of the test cycle that each product is subjected to after the end of assembly. The purpose of the study: development of a method for calculating the duration of the production cycle of a product under conditions of uncertainty. Evaluation of the possibility of production planning and calculation of the annual schedule of shipment of finished products to the consumer by predicting the duration of the cycle. **Methods:** to solve the problem of predicting the duration of the production cycle, the dependence between the number of products of all types already in the process of testing at the time of the transfer of the product under consideration for testing, and the duration of the test of the transferred product is used. Since the production of various types of products is carried out at the same facilities, the regularity of the mutual influence of the production processes of various types of products is considered as the main one. The duration is calculated using a mathematical model obtained as a result of training the Random Forest algorithm. **Results:** a new method has been developed for calculating the duration of the production cycle of technically complex products for small-scale production enterprises based on statistical analysis of the results of the previous production activity of the enterprise. The pre-trained Random Forest machine learning algorithm was used for the calculation. Evaluation of the calculation results obtained using a mathematical model of the production process suggests that the prediction of the duration of the production cycle of products with an unknown duration of the test stage is possible using machine learning methods, and the accuracy of the forecast depends on the chosen method and the size of the training sample. **Practical significance:** the proposed method allows us to predict the duration of production and testing of technically complex products under conditions of uncertainty and can be used as a tool for calculating the annual schedule of product shipment to the consumer.

Keywords: planning, model, uncertainty, machine learning, forecast, Random Forest.

Введение

Для любого промышленного предприятия планирование – тот стержень, на котором основывается его благополучие. Динамическая природа экономики требует постоянной и неуклонной актуализации методов управления предприятием, внедрения передовых разработок в области производственного планирования и контроля. Проведённый авторами анализ публикаций в области производственного планирования показал, что современная научная мысль в России развивается в двух основных направлениях:

– совершенствование традиционных, уже устоявшихся методов;

– использование методов математической статистики и анализа данных.

Первое направление представлено следующими подходами:

– внедрение на предприятиях комплексных информационных систем [2, 7, 10, 11];

– совершенствование традиционных методик алгоритмов расчёта [1, 3, 5, 6, 8, 9, 12, 13];

– реализация графических моделей планирования и управления [4].

Второе направление можно разделить:

– на анализ состояния предприятия методами математической статистики [12];

– математические методы сценарного планирования [15];

– анализ данных [16, 17].

В современной России методы, связанные с математической статистикой (эконометрика) и анализом данных, всё ещё недостаточно активно используются промышленными предприятиями в качестве инструментов для аналитической обработки производственных показателей. Наблюдается существенная неравномерность в использовании этих методов объектами экономики: без эконометрики невозможно себе представить функционирование финансовых учреждений и ритейла, анализ данных получил бурное развитие в рамках информационных технологий и обработки научных данных, внедрение же указанных технологий на производственных предприятиях развито слабо.

В данной статье представлен метод расчёта длительности производственного цикла (ДПЦ) сложного технического изделия, процесс производства которого заканчивается приёмо-сдаточными испытаниями (ПСИ) [18] с неизвестной заранее длительностью. Метод представляет второе направление в производственном планировании и реализован в рамках статистического (машинного) обучения [19], которое, в свою очередь, является частью области научных знаний, называемой анализом данных. Разработанный метод является новым и основан на предположении о существовании зависимости между промежуточным и конечным результатом производственной деятельности для предприятия с неизвестным заранее ДПЦ изделий.

Проблема улучшения производственного планирования для снижения издержек, повышения качества продукции и минимизации риска срыва сроков поставки готовой продукции потребителю так или иначе

решается на каждом предприятии. Присутствие неопределённости в процессах, протекающих на производстве, значительно усложняет планирование. В связи с этим возможность прогнозирования длительности производства изделий с высоким уровнем неопределённости является особенно актуальной.

Важно также отметить перспективы использования представленного метода в качестве инструмента для расчёта плана-графика выпуска готовых изделий: в случае, когда в распоряжении аналитика имеется «затравка» (данные на начало периода планирования), последовательный расчёт ДПЦ изделий позволит предсказать будущее состояние производства и рассчитать график отгрузки готовой продукции на период планирования.

1. Методика исследования

1.1. Описание модели. Для решения задачи прогнозирования ДПЦ использована зависимость между количеством изделий, одновременно находящихся на ПСИ в момент передачи рассматриваемого изделия на испытания, и длительностью ПСИ передаваемого изделия. Поскольку производство различных типов изделий идет на единых мощностях, закономерность взаимного влияния процессов производства изделий различных типов рассматривается как основная. Поиск зависимости между входными переменными и результатом квалифицируется как задача регрессии [20, 21], следовательно, статистическую модель можно формализовать как

$$Y = f(x) + e \quad (1)$$

где Y – количественное значение, которое необходимо предсказать (ДПЦ); f – фиксированная неизвестная функция; x – входная переменная; e – ошибка, не зависящая от x , имеющая нулевое математическое ожидание.

Решение задачи прогнозирования заключается в поиске неизвестной функции f [19]. Прогностическая модель ДПЦ технически сложного изделия была построена применительно к коммунальной машине МК-2000, выпускаемой на ПАО МЗИК [22]. Анализ информации о ДПЦ этого изделия показал, что показатели ПСИ интегрально отражают отклонения от графика производственного цикла, поскольку здесь проявляются брак, отклонения от графика при производстве,

а также и отказы при ПСИ. Кроме этого на длительность сдаточных испытаний этого изделия влияет и то, что на ПСИ находятся и другие виды продукции (дизельные погрузчики, ричтраки, коммунальные машины), всего 10 видов. Исходя из этого, ДПЦ была разбита на этапы: производственный (производство машинокомплекта; комплектование покупными узлами и деталями; сборка изделия) и приёмо-сдаточные испытания готового изделия (ПСИ). А в качестве входной переменной X принято количество изделий, одновременно находящихся на ПСИ.

1.2. *Исходные данные.* Исходные данные для построения модели были собраны за последние два года для 50 коммунальных машин МК-2000. Для примера данные четырех ДПЦ из генеральной совокупности представлены в таблице.

ДПЦ коммунальной машины МК-2000 для четырех изделий, с учетом нахождения на ПСИ другой продукции

№ п/п	Другая продукция на ПСИ										ДПЦ МК-2000
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	
1	2	1	0	2	1	1	0	0	2	0	40
2	0	0	0	0	2	0	0	1	2	3	54
3	1	0	0	0	2	0	0	1	2	3	47
4	3	0	0	0	2	0	0	1	2	3	52

В первом столбце – порядковые номера МК-2000, последовательно передаваемые после производственного этапа для проведения ПСИ. В разделе «Другая продукция на ПСИ» приведено количество изделий других типов, уже находящихся на этапе ПСИ на момент передачи конкретной МК-2000 на испытания. Матрица, содержащая значения столбцов A – J для конкретной МК-2000, является вектором входных переменных. В последний столбец занесена ДПЦ для МК-2000, размерность – количество рабочих смен.

1.3. *Инструменты для построения регрессионной модели.* В качестве инструмента построения регрессионной модели применены программное обеспечение для статистической обработки данных (специализированный язык программирования «R») [23, 24] и программный пакет Random Forest (RF) [25], реализующий одноименный алгоритм машинного обучения. В алгоритме RF производится построение множества (ансамбля) регрессионных деревьев с применением случайного выбора переменных для разделения и последующего усреднения результатов, вычисленных каждым деревом [26]. Поэтому результат

работы RF в значительной степени зависит от значения встроенного генератора случайных чисел.

С целью контроля точности прогноза генеральная совокупность была случайным образом разделена на обучающую (45 наблюдений) и тестовую (5 наблюдений).

Настройку RF производили при помощи следующих параметров:

- `mtry` – количество переменных, случайно выбираемых для вычисления критерия разделения конкретного узла при «выращивании» каждого дерева;

- `ntree` – количество выращиваемых деревьев;

- `nodesize` – минимальное количество терминальных узлов.

Оценку точности прогноза RF на тестовой выборке производили при помощи среднеквадратичной ошибки прогноза MSE (от. англ. Mean square error):

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2, \quad (2)$$

где \hat{Y}_i – предсказанное значение количественного отклика; Y_i – количественный отклик из обучающей выборки; n – количество наблюдений.

Во время настройки RF оценка точности прогноза производилась при помощи параметра OOB Error (от англ. Out of bag error – тест по наблюдениям, не попавшим в выборку), представляющего собой MSE, вычисленную для наблюдений из обучающей выборки, не использованных при обучении RF (примерно, треть от общего количества наблюдений в выборке [23]).

Поиск оптимального параметра `mtry` для построения каждого дерева RF выполнен функцией `tuneRF` [27].

Оценка важности переменных получена с использованием функции `VarImPlot` [27], которая вычисляет важность переменных следующим образом:

- из обучающего набора исключается одна из переменных (в нашем случае остаётся 9);

- обучается RF с использованием оставшихся;

- вычисляется RSS (от англ. Residual sum of square – сумма квадратов остатков) на обучающей выборке из оставшихся переменных по уравнению:

$$\text{RSS} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2, \quad (3)$$

– вычисляется разница между RSS на полных данных и RSS, вычисленной в п. 3;

– по результатам строится точечная диаграмма.

Чем больше значение RSS после удаления переменной, тем больше её важность для модели.

2. Результаты и обсуждение

2.1. Выбор параметров обучения RF. Обучение RF было начато по функции `tuneRF` для выбора оптимального количества переменных, случайно выбираемых для вычисления критерия разделения конкретного узла при «выращивании» каждого дерева (m_{try}). По величине ошибки OOB Error, вычисленной по уравнению (2), получено оптимальное значение $m_{try} = 2$ (рис. 1).

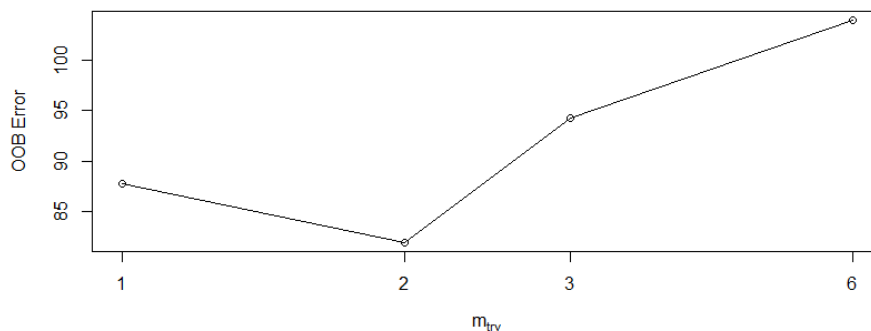


Рис. 1. Графическая интерпретация поиска m_{try}

С целью поиска правильного баланса между дисперсией и смещением будущей модели запуск процесса обучения RF был произведён 40 раз. При каждом запуске в процессе обучения RF «выращивали» до 500 деревьев. Ошибку OOB Error вычисляли после выращивания 50, 100 и 500 деревьев соответственно.

На рис. 2 показано изменение уровня ошибки OOB Error, вычисленной по уравнению (2) в зависимости от значения генератора случайных чисел, изменяющегося при каждом запуске обучения RF.

Прямая штриховая линия – уровень минимально возможной ошибки RF с 500 деревьями, равной 83,1. Кривая из точек представляет собой дисперсию ошибки для 500 деревьев, штриховая кривая – для 100 деревьев и сплошная демонстрируют дисперсию ошибки для 50 деревьев. Видно, что дисперсия ошибки RF со 100 деревьями существенно ниже ($\min = 80,2$), чем у RF с 50 деревьями.

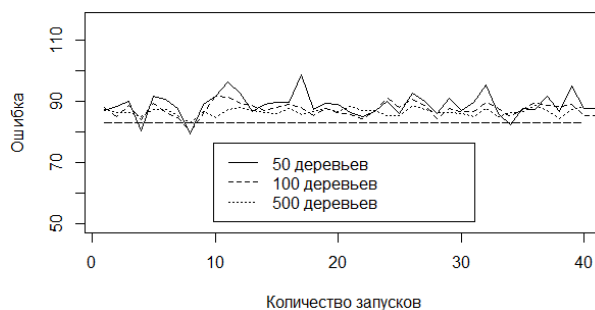


Рис. 2. Дисперсия ошибки для 50, 100 и 500 деревьев

Это позволяет получить модель с меньшей ошибкой прогноза, чем у RF с 500 деревьями. Параметр *ntree* установлен равным 100.

Поскольку в рамках данного исследования каждая из десяти входных переменных может принимать любое значение, все переменные признаны необходимыми, минимальное количество терминальных узлов *nodesize* имеет значение 10.

2.2. Обучение модели. Учитывая значительное влияние генератора случайных чисел на уровень ошибки прогноза (рис. 2), обучение RF было реализовано в цикле с условием. Циклический запуск обучения RF продолжался до тех пор, пока MSE на тестовой выборке не снизилась ниже 50. Значение MSE = 50 было получено путём последовательного снижения значения условия останова цикла. Результатом циклического выбора минимальной MSE на тестовой выборке стала модель с MSE = 49,7, количество запусков составило 22 156.

2.3. Оценка важности переменных. На основании расчёта RSS по уравнению (3) построена точечная диаграмма (рис. 3).

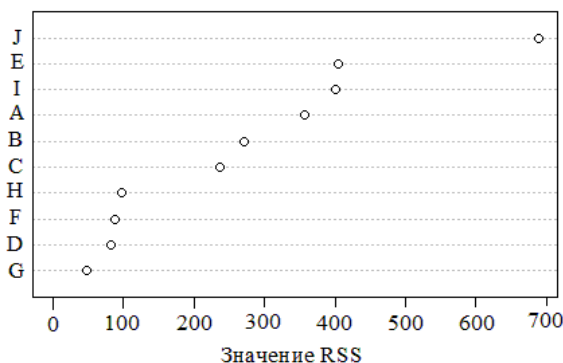


Рис. 3. Диаграмма влияния количества изделий определённого типа, находящихся на этапе ПСИ, на ДПЦ МК2000

2.4. *Оценка точности прогноза.* Точность прогноза была оценена на тестовой выборке в сравнении с фактическим количеством смен, в течение которых пять случайно выбранных коммунальных машин МК-2000 за последние два года находились на ПСИ. Ошибка прогноза на тестовой выборке составила в среднем 9,7 % (рис. 4, предсказанные значения – светлые столбики).

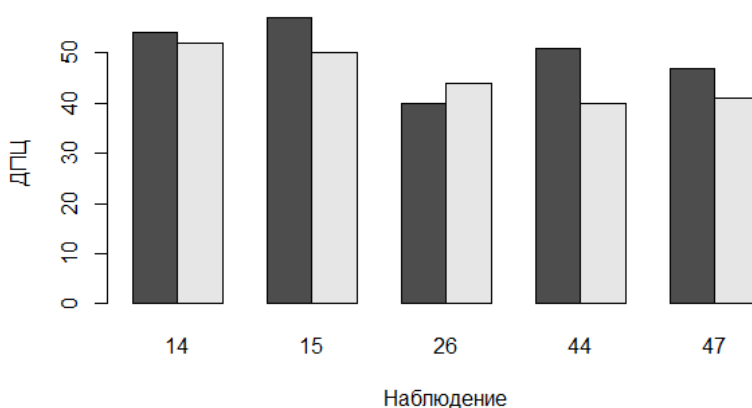


Рис. 4. Сравнение тестовых и предсказанных начений ДПЦ для случайно выбранных коммунальных машин МК2000 за последние два года

Таким образом, расчет по предложенной модели позволяет с высокой точностью для производственных условий предсказать ДПЦ планируемого выпуска продукции. Данный прогноз основан на анализе предыдущего выпуска аналогичной технически сложной продукции на конкретном предприятии. В результатах анализа интегрально отражены особенности предприятия, связанные с техническим уровнем его производства, колебаниями поставок, длительностью ПСИ. При этом отсутствуют явные зависимости ДПЦ от указанных факторов, они выражены в виде статистически обработанных данных за предшествующий период деятельности.

Заключение

1. Разработана методика прогноза длительности производственного цикла изготовления технически сложной продукции. Она основана на статистическом анализе предшествующих данных по выпуску аналогичной продукции методом машинного обучения по методике «Random forest» в программном пакете «R».

2. Применительно к выпуску коммунальной машины МК-2000 ошибка результатов расчета в сравнении с данными выпуска за последние 2 года не превысила 10 %.

3. Применение описанной в статье методики позволит избежать издержек, связанных с неравномерной загрузкой производственных мощностей при определении сроков выпуска продукции методом экспертных опросов. Также появится математически обоснованная возможность расчёта годового графика отгрузки готовых изделий, это сведёт к минимуму риск срыва сроков поставки.

4. Дальнейшее исследование производственных процессов на предприятиях с высокой степенью неопределённости производственного цикла в перспективе может привести к созданию экспертной системы путём агрегирования нескольких предсказательных моделей.

Библиографический список

1. Титов В.В., Безмельницын Д.А., Напреева С.К. Планирование функционирования предприятия в условиях риска и неопределённости во внешней и внутренней среде // Мир экономики и управления. – 2017. – Т. 17, № 3. – С. 179–191. DOI: 10.25205/2542-0429-2017-17-3-179-191

2. Мызникова Т.Н., Бажанова М.И., Белов М.В. Внедрение системы управленческого учёта и контроллинга на промышленном предприятии // Вестник ЮУрГУ. Сер. Экономика и менеджмент. – 2020. – Т. 14, № 2. – С. 119–128. DOI: 10.14529/em200211

3. Коновалова Г.И. Операционная модель оперативного управления цифровым производством на машиностроительном предприятии // Организатор производства. – 2020. – Т. 14, № 1. – С. 37–45. DOI: 10.25987/VSTU.2019.89.30.004

4. Евченко А.В. Реализация графических моделей информационных потоков и документооборота в системах сквозного производственного планирования и оперативного управления на предприятиях // Инновационная экономика: перспективы развития и совершенствования. – 2020. – № 2(44). – С. 95–104.

5. Сидорович Н.И. Совершенствование оперативно-календарного планирования на промышленных предприятиях // Наука и инновации. – 2015. – № 8(15). – С. 23–26.

6. Батьковский М.А., Кравчук П.В., Трофимец Я.В. Развитие оперативного управления производственными процессами на предприятиях

оборонно-промышленного комплекса // Национальные интересы: приоритеты и безопасность. – 2019. – Т. 15, № 2. – С. 328–342.

7. Батьковский М.А., Кравчук П.В., Судаков В.А. Системы поддержки принятия решений в многокритериальных задачах управления инновационным развитием предприятий и интегрированных структур // Актуальные вопросы современной экономики. – 2019. – № 4. – С. 140–146.

8. Васенев К.П. Построение системы интегрированного планирования на промышленном предприятии для турбулентных условий // Вестник Моск. ун-та. – 2017. – № 4. – С. 118–141.

9. Зубкова Н.В. Математическое моделирование оптимизации системы оперативного планирования на машиностроительных предприятиях [Электронный ресурс] // Современные научные исследования и инновации. – 2016. – № 9. – URL: <http://web.snauka.ru/issues/2016/09/72094> (дата обращения: 06.01.2021).

10. Дронь Е.А., Погороев Г.И., Куликов Г.Г. Разработка функциональных моделей производства при внедрении автоматизированных информационных систем // Вестник ЮУрГУ. Сер. Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2018. – Т. 18, № 3. – С. 68–80. DOI: 10.14529/ctcr180308

11. Анохов И.В. Уровни кодирования информации промышленного предприятия и предпосылки его взаимодействия с поставщиками и подрядчиками // Вестник Пермского университета. Сер. Экономика. – 2020. – Т. 15, № 1. – С. 131–149. DOI: 10.17072/1994-9960-2020-1-131-149

12. Алексеев М.А., Фрейдина Е.В. Методологические основы развития теории робастного управления экономическими системами // Вестник НГУЭУ. – 2017. – № 2. – С. 19–29.

13. Сидоренко Ю.А. Особенности и методология планирования на машиностроительном предприятии // Вестник Нижегород. ун-та им. Лобачевского. Сер. Социальные науки. – 2015. – № 2(38). – С. 35–41.

14. Войташ Л.В., Харченко Е.В. Упреждающий проход к управлению развитием промышленного предприятия в условиях неопределённости и риска // Научные ведомости. Сер. История. Политология. Экономика. Информатика. – 2012. – № 19(138). – Вып. 24/1. – С. 5–10.

15. Оптимизация распределения заказов при оперативном планировании поставок материальных ресурсов для авиационной техники / В.В. Короленко, В.В. Грибанов, А.Б. Дорошенко, В.С. Логойда // Воздушно-космические силы. Теория и практика. – 2018. – № 5. – С. 60–71.

16. Ченгарь О.В., Шевченко В.И., Машенко Е.Н. Экспериментальное исследование адекватности модели организационного планирования загрузки технологического оборудования машиностроительного производства // *Фундаментальные и прикладные проблемы техники и технологии*. – 2019. – № 5(337). – С. 95–102.

17. Батьковский А.М., Судаков В.А., Хрусталёв Е.Ю. Нейронечёткая модель управления инновационно – активным предприятием // *Научный журнал КубГАУ*. – 2019. – № 153(09). – С. 1–16.

18. ГОСТ 15.309-98. Система разработки и постановки продукции на производство. Испытания и приемка выпускаемой продукции. Основные положения // *Доступ из справ.-правовой системы КонсультантПлюс*.

19. Хасти Т., Тибширани Р., Фридман Д. Основы статистического обучения: интеллектуальный анализ данных, логический вывод и прогнозирование. – 2-е изд. – М.: Диалектика, 2017. – 768 с.

20. Куликов Г.Г., Дронь Е.А. Формализация моделей планирования при организационном управлении на производственном предприятии // *Вестник Южно-Урал. гос. ун-та. Сер. Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника*. – 2016. – № 2. – С. 91–100.

21. Красс М.С., Чупрынов Б.П. Математика в экономике: математические методы и модели: учеб. для СПО / под ред. М.С. Красса. – 2-е изд., испр. и доп. – М.: Юрайт, 2019. – 541 с. – (Сер. Профессиональное образование).

22. Коммунальная вакуумная подметально-уборочная машина МК2000 [Электронный ресурс]. – URL: <http://zik-ekb.ru/mashina-kommunalnaya-mk2000/>

23. Шитиков В.К., Мастицкий С.Э. Классификация, регрессия и другие алгоритмы Data Mining с использованием R. – 2017. – 351 с. – URL: <https://github.com/ranalytics/data-mining>

24. Шипунов А.Б., Балдин Е.М., Волкова П.А. Наглядная статистика. Используем R! – М.: ДМК Пресс, 2012. – 295 с.

25. Летова М.С. Реализация регрессионных и классификационных задач с помощью метода Random Forest // *E-SCIO*. – 2017. – № 8(11). – С. 15–21.

26. Breiman Leo. Random Forests // *Machine Learning*. – 2001. – Vol. 45, № 1. – P. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324

27. Liaw A. Package ‘randomForest’ // *CRAN*. – 2018. DOI: 10.1023/A:1010933404324

References

1. Titov V.V., Bezmel'nitsyn D.A., Napreeva S.K. Planirovanie funktsionirovaniia predpriatii v usloviakh riska i neopredelennosti vo vneshnei i vnutrennei srede [Planning the operation of the enterprise in conditions of risk and uncertainty in the external and internal environment]. *Mir ekonomiki i upravleniia*, 2017, vol. 17, no 3, pp. 179-191. DOI: 10.25205/2542-0429-2017-17-3-179-191

2. Myznikova T.N., Bazhanova M.I., Belov M.V. Vnedrenie sistemy upravlencheskogo ucheta i kontrollinga na promyshlennom predpriatii [Introduction of a management accounting and controlling system at an industrial enterprise]. *Vestnik Iuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Ekonomika i menedzhment*, 2020, vol. 14, no. 2, pp. 119-128. DOI: 10.14529/em200211

3. Konovalova G.I. Operatsionnaia model' operativnogo upravleniia tsifrovym proizvodstvom na mashinostroitel'nom predpriatii [Operational model of operational management of digital production at a machine-building enterprise]. *Organizator proizvodstva*, 2020, vol. 14, no. 1, pp. 37-45. DOI: 10.25987/VSTU.2019.89.30.004

4. Evchenko A.V. Realizatsiia graficheskikh modelei informatsionnykh potokov i dokumentooborota v sistemakh skvoznogo proizvodstvennogo planirovaniia i operativnogo upravleniia na predpriatiiakh [Implementation of graphical models of information flows and document flow in end-to-end production planning and operational management systems at enterprises]. *Innovatsionnaia ekonomika: perspektivy razvitiia i sovershenstvovaniia*, 2020, no. 2(44), pp. 95-104.

5. Sidorovich N.I. Sovershenstvovanie operativno-kalendarnogo planirovaniia na promyshlennykh predpriatiiakh [Improvement of operational and calendar planning at industrial enterprises]. *Nauka i innovatsii*, 2015, no. 8(15), pp. 23-26.

6. Bat'kovskii M.A., Kravchuk P.V., Trofimets Ia.V. Razvitie operativnogo upravleniia proizvodstvennymi protsessami na predpriatiiakh oboronno-promyshlennogo kompleksa [Development of operational management of production processes at enterprises of the military-industrial complex]. *Natsional'nye interesy: priority i bezopasnost'*, 2019, vol. 15, no. 2, pp. 328-342.

7. Bat'kovskii M.A., Kravchuk P.V., Sudakov V.A. Sistemy podderzhki priniatiia reshenii v mnogokriterial'nykh zadachakh upravleniia innovatsionnym razvitiem predpriatii i integrirovannykh struktur [Decision support systems in multi-criteria tasks of management of innovative development of enterprises and integrated structures]. *Aktual'nye voprosy sovremennoi ekonomiki*, 2019, no. 4, pp. 140-146.

8. Vasenev K.P. Postroenie sistemy integrirovannogo planirovaniia na promyshlennom predpriatii dlia turbulentnykh uslovii [Building an integrated planning system in an industrial enterprise for turbulent conditions]. *Vestnik Moskovskogo universiteta*, 2017, no. 4, pp. 118-141.

9. Zubkova N.V. Matematicheskoe modelirovanie optimizatsii sistemy operativnogo planirovaniia na mashinostroitel'nykh predpriatiiakh [Mathematical modeling of optimization of the operational planning system at machine-building enterprises]. *Sovremennye nauchnye issledovaniia i innovatsii*, 2016, no. 9, available at: <http://web.snauka.ru/issues/2016/09/72094> (accessed 6 January 2021).

10. Dron' E.A., Pogoroel'v G.I., Kulikov G.G. Razrabotka funktsional'nykh modelei proizvodstva pri vnedrenii avtomatizirovannykh informatsionnykh sistem [Development of functional production models in the implementation of automated information systems]. *Vestnik Iuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Komp'iuternye tekhnologii, upravlenie, radioelektronika*, 2018, vol. 18, no. 3, pp. 68-80. DOI: 10.14529/ctcr180308

11. Anokhov I.V. Urovni kodirovaniia informatsii promyshlennogo predpriatii i predposylki ego vzaimodeistviia s postavshchikami i podriadchikami [The levels of information coding of an industrial enterprise and the prerequisites for its interaction with suppliers and contractors]. *Vestnik Permskogo universiteta. Ekonomika*, 2020, vol. 15, no. 1, pp. 131-149. DOI: 10.17072/1994-9960-2020-1-131-149

12. Alekseev M.A., Freidina E.V. Metodologicheskie osnovy razvitiia teorii robustnogo upravleniia ekonomicheskimi sistemami [Methodological foundations of the development of the theory of robust management of economic systems]. *Vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo universiteta ekonomiki i upravleniia*, 2017, no. 2, pp. 19-29.

13. Sidorenko Iu.A. Osobennosti i metodologii planirovaniia na mashinostroitel'nom predpriatii [Features and methodology of planning at a

machine-building enterprise]. *Vestnik Nizhegorodskogo universiteta imeni Lobachevskogo. Sotsial'nye nauki*, 2015, no. 2(38), pp. 35-41.

14. Voitash L.V., Kharchenko E.V. Uprezhdaiushchii prokhd k upravleniiu razvitiem promyshlennogo predpriiatiia v usloviakh neopredelennosti i riska [A proactive approach to managing the development of an industrial enterprise in conditions of uncertainty and risk]. *Nauchnye vedomosti. Istoriia. Politologiya. Ekonomika. Informatika*, 2012, no. 19(138), iss. 24/1, pp. 5-10.

15. Korolenko V.V., Griбанov V.V., Doroshenko A.B., Logoida V.S. Optimizatsiia raspredeleniia zakazov pri operativnom planirovanii postavok material'nykh resursov dlia aviatsionnoi tekhniki [Optimization of the distribution of orders in the operational planning of the supply of material resources for aviation equipment]. *Vozdushno-kosmicheskie sily. Teoriia i praktika*, 2018, no. 5, pp. 60-71.

16. Chengar' O.V., Shevchenko V.I., Mashchenko E.N. Eksperimental'noe issledovanie adekvatnosti modeli organizatsionnogo planirovaniia zagruzki tekhnologicheskogo oborudovaniia mashinostroitel'nogo proizvodstva [Experimental study of the adequacy of the model of organizational planning of loading of technological equipment of machine-building production]. *Fundamental'nye i prikladnye problemy tekhniki i tekhnologii*, 2019, no. 5(337), pp. 95-102.

17. Bat'kovskii A.M., Sudakov V.A., Khrustalev E.Iu. Neuro-nechetkaia model' upravleniia innovatsionno - aktivnym predpriiatiem [Neuro-fuzzy model of management of an innovative and active enterprise]. *Nauchnyi zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta*, 2019, no. 153(09), pp. 1-16.

18. GOST 15.309-98. Sistema razrabotki i postanovki produktsii na proizvodstvo. Ispytaniia i priemka vypuskaemoi produktsii. Osnovnye polozheniia [A system for developing and putting products into production. Testing and acceptance of manufactured products. The main provisions of the]. Dostup iz spravochno-pravovoi sistemy Konsul'tantPlus

19. Khasti T., Tibshirani R., Fridman D. Osnovy statisticheskogo obucheniia: intellektual'nyi analiz dannykh, logicheskii vyvod i prognozirovaniie [Fundamentals of statistical learning: data mining, logical inference, and forecasting]. 2nd ed. Moscow: Dialektika, 2017, 768 p.

20. Kulikov G.G., Dron' E.A. Formalizatsiia modelei planirovaniia pri organizatsionnom upravlenii na proizvodstvennom predpriiatii [Formalization of planning models in organizational management at a production enterprise].

Vestnik Iuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Komp'yuternye tekhnologii, upravlenie, radioelektronika, 2016, no. 2, pp. 91-100.

21. Krass M.S., Chuprynov B.P. *Matematika v ekonomike: matematicheskie metody i modeli* [Mathematics in Economics: mathematical methods and models: textbook for SPO]. Ed. M.S. Krassa. 2nd ed. Moscow: Iurait, 2019, 541 p. (Professional'noe obrazovanie).

22. Kommunal'naiia vakuumnaiia podmetal'no-uborochnaiia mashina MK2000 [Municipal vacuum sweeper MK2000], available at: <http://zik-ekb.ru/mashina-kommunalnaya-mk2000/>

23. Shitikov V.K., Mastitskii S.E. *Klassifikatsiia, regressiia i drugie algoritmy Data Mining s ispol'zovaniem R* [Classification, Regression and other Data Mining algorithms using R], 2017, 351 p, available at: <https://github.com/ranalytics/data-mining>

24. Shipunov A.B., Baldin E.M., Volkova P.A. *Nagliadnaia statistika. Ispol'zuem R!* [Visual statistics. Using R]. Moscow: DMK Press, 2012, 295 p.

25. Letova M.S. *Realizatsiia regressionnykh i klassifikatsionnykh zadach s pomoshch'iu metoda Random Forest* [Implementation of regression and classification problems using the Random Forest method]. *E-SCIO*, 2017, no. 8(11), pp. 15-21.

26. Breiman Leo. Random Forests. *Machine Learning*, 2001, vol. 45, no. 1, pp. 5-32. DOI: 10.1023/A:1010933404324

27. Liaw A. Package 'randomForest'. *CRAN*, 2018. DOI: 10.1023/A:1010933404324

Сведения об авторах

Власов Роман Геннадьевич (Екатеринбург, Россия) – аспирант кафедры «Технология сварочного производства» Уральского федерального университета им. первого Президента России Б.Н. Ельцина (620002, Екатеринбург, ул. Мира, 19, e-mail: novik904@yandex.ru).

Коробов Юрий Станиславович (Екатеринбург, Россия) – доктор технических наук, профессор Уральского федерального университета им. первого Президента России Б.Н. Ельцина, заведующий лабораторией лазерной и плазменной сварки Института физики металлов им. А.Н. Михеева УРО РАН (620002, Екатеринбург, ул. Мира, 19;

620108, Екатеринбург, ул. С. Ковалевской, 18, e-mail: yukorobov@gmail.com).

Кузнецова Елена Юрьевна (Екатеринбург, Россия) – доктор экономических наук, профессор, заведующая кафедрой «Организация машиностроительного производства» Уральского федерального университета им. первого Президента России Б.Н. Ельцина (620002, Екатеринбург, ул. Мира, 19, e-mail: elena.bstm@gmail.com).

About the authors

Roman G. Vlasov (Yekaterinburg, Russian Federation) – Graduate Student of the Department "Welding Production Technology" of the Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin (620002, Yekaterinburg, 19, Mira str., e-mail: novik904@yandex.ru).

Yuri S. Korobov (Yekaterinburg, Russian Federation) – Doctor of Technical Sciences, Professor Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin, Head of the Laboratory of Laser and Plasma Welding of the Institute of Metal Physics named after A.N. Mikheev, Ural Branch of the Russian Academy of Sciences. (620002, Yekaterinburg, 19, Mira str., 620108, Yekaterinburg, 18, S. Kovalevskaya str., e-mail: yukorobov@gmail.com).

Elena Yu. Kuznetsova (Yekaterinburg, Russian Federation) – Doctor of Economics, Professor, Head of the Department "Organization of Machine-building Production" of the Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin (620002, Yekaterinburg, 19, Mira str., e-mail: elena.bstm@gmail.com).

Получено 05.02.2021