



АНАЛИЗ ДАННЫХ

УДК 65.012.122

Модель объектных отношений для интеллектуального управления на основе производственных данных

Беренов Д.А. *

ООО «Дата-Центр Автоматика»
г. Екатеринбург, Российская Федерация
ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-3732-5899>
e-mail: berenov@dc.ru

Рассказова В.А. **

Московский авиационный институт
(национальный исследовательский университет) (МАИ)
г. Москва, Российская Федерация
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4943-3133>
e-mail: varvara.rasskazova@mail.ru

Направление Индустрия 4.0 определяет одну из наиболее перспективных областей исследования и оптимизации в задачах промышленности и производства. Основные проблемы в этом направлении связаны с необходимостью анализа и обработки колоссального объема данных различной природы и происхождения. В частности, данные, поступающие от различных датчиков промышленной автоматике, или поступающие в хранилище посредством управляющего воздействия пользователей, оказываются разрозненными между собой как с точки зрения структуры, так и с точки зрения их назначения по существу. При этом часто такие разрозненные между собой данные в совокупности могут нести в себе значимую информацию для анализа и трансформации технологии производства. Однако провести комплексный анализ в условиях серьезного рассогласования по типу и структуре оказывается весьма трудоемкой задачей, а зачастую даже практически неразрешимой. В этой связи принципиальную актуальность приобретают задачи разработки и развития специализированной техники сбора, хранения и обработки большого объема данных различной структуры. Именно этой цели посвящена настоящая работа, в которой предлагается новый метод организации производственных данных на основе понятия объектных отношений как универсальной структуры для моделирования производства. В основе предлагаемого метода лежит понятие «объекта», представляющего собой любую сущность производственной цепочки (завод, цех, агрегат, производственная операция, единица продукции, и т.д.)



Ключевым отличием метода объектных отношений от агентного моделирования является то обстоятельство, что объектам не навязаны никакие поведенческие сценарии. Тем самым структура «объект» оказывается полномочной вступать в любые отношения с другими «объектами» в рамках рассматриваемой модели, что в свою очередь позволяет аккумулировать различного рода данные в единую иерархию и гарантирует достоверность анализа любого уровня. Разработанный метод объектных отношений был применен на нескольких полномасштабных производственных площадках, подтвердив тем самым свою устойчивость и работоспособность. В статье приводится анализ ключевых показателей результативности применения метода объектных отношений в задаче формирования технологического паспорта изделия на сталелитейном производстве, а также обсуждаются пути дальнейшего развития.

Ключевые слова: индустрия 4.0, Big Data, метод объектных отношений (ORT), цифровая трансформация, производство.

Благодарности. За поддержку на всех этапах разработки и формализации методологии ORT авторы благодарят руководство ООО «Дата-Центр Автоматика» в лице генерального директора Ускова Р.Ю. и технического директора Волкова А.В.

Для цитаты:

Беренов Д.А., Рассказова В.А. Модель объектных отношений для интеллектуального управления на основе производственных данных // Моделирование и анализ данных. 2023. Том 13. № 1. С. 5–18. DOI: <https://doi.org/10.17759/mda.2023130101>

***Беренов Дмитрий Александрович**, директор по инновациям, ООО «Дата-Центр Автоматика», г. Екатеринбург, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-3732-5899>, e-mail: berenov@dc.ru

****Рассказова Варвара Андреевна**, кандидат физико-математических наук, доцент кафедры Теории вероятностей и компьютерного моделирования, Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет) (МАИ), г. Москва, Российская Федерация, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4943-3133>, e-mail: varvara.rasskazova@mail.ru

1. ВВЕДЕНИЕ

В разные периоды развития науки и техники повышению качества производства, в том числе металлургического, уделялось большое внимание. Фундаментальные работы [1–4] заложили теоретическую основу современных методов повышения эффективности производственных предприятий. Широкую известность во многих предприятиях промышленного сектора получили концепции «шесть сигм», всеобщая система управления качеством, «точно в срок». Сегодня же наблюдается большой интерес научного сообщества к развитию идеологии Индустрия 4.0, о чем свидетельствуют обзоры [5–7]. Идеи четвертой промышленной революции (Индустрии 4.0) открывают перспективы реализации оптимизационных мероприятий на производстве с применением качественно нового подхода, основанного на внедрении цифровых технологий. В [8] было выделено восемь ключевых технологий



Индустрии 4.0: блокчейн, трехмерная печать, беспилотные устройства, дополненная реальность, виртуальная реальность, искусственный интеллект, робототехника и Интернет вещей. Комплексное системное внедрение каждой из перечисленных технологий характеризуется высоким потенциалом для качественного улучшения и повышения эффективности производственных процессов. Согласно [5] уже удалось достичь значимых результатов в направлении внедрения технологий Индустрии 4.0 таким промышленным гигантам как ПАО «НЛМК», ПАО «СИБУР», Siemens, Inteli другим отраслевым лидерам. Как показывает анализ из [9] внедрение цифровых технологий на производстве влечет сокращение расходов до 30 % по отдельным категориям.

Организация процесса планирования на производстве оказывает колоссальное влияние на общую эффективность предприятия. основополагающими факторами, влияющими на эффективность планирования, являются наличие на предприятии отлаженной системы сбора данных и способность их анализировать. Наиболее распространенными методами расчета потенциального спроса на продукцию промышленного предприятия являются метод коэффициентов, линейная регрессия и нейронные сети. В [10] было установлено, что линейная регрессия доставляет преимущество в погрешности только на 1 % по сравнению с нейронной сетью. Однако нейронная сеть как метод корректировки производственного плана оказывается весьма дорогостоящей с точки зрения разработки и обслуживания. В [11] были получены аналогичные результаты о преимуществах регрессионного анализа в приложении к решению задач производственного планирования.

Другой взгляд на повышение качества металлургического производства изложен в [12]. Здесь ключевая роль отводится таким показателям, как износ оборудования и сопутствующие ему операционные издержки. В [13] выделяются три основные концепции на задачу повышения качества производства путем внедрения системы обслуживания и ремонта оборудования: всеобщее производственное обслуживание, обслуживание, основанное на надежности, и обслуживание, основанное на бизнес-задачах. В [14] наиболее перспективной концепцией представляется обслуживание, основанное на надежности, так как ее центральным элементом выступает непосредственно оборудование и его техническое состояние, а в качестве эффективного подхода к реализации предлагаются методы системного анализа и корректировки. В то же время технологии Индустрии 4.0 предоставляют собственный аппарат реализации систем технологического осмотра и ремонта оборудования [15]. Так, например, на ПАО «НЛМК» реализован подход на основе машинного обучения для замены фурм доменных печей, что оценивается экономическим эффектом в объеме до 120 млн. руб. ежегодно. Другим примером реализации технологии Индустрии 4.0 может быть установка на каждом агрегате NFC-метки (коммуникация ближнего поля) в ПАО «СИБУР» [6]. Этот подход не носит рекомендательного характера, но хранит и фиксирует в автоматическом режиме всю цепочку операций по обслуживанию и ремонту каждой отдельной единицы.



Принципиально отличный подход к повышению качества металлургического производства связан с прогнозированием дефектов конечной продукции. В [16] представлен широкий обзор научных трудов, посвящённых исследованию причин возникновения дефектов. В [17] был проведен анализ взаимосвязи недостаточного понимания причин возникновения дефектов и финансовых и репутационных потерь предприятия. В [18] для распознавания дефектов, причин их возникновения, классификации и мер корректировки предлагается четырехуровневая система контроля качества: информационный контроль (готовая продукция), активный контроль (процесс производства), прогнозный контроль (оборудование и материалы) и профилактический контроль (внешние факторы). Детальный анализ факторов в области прогнозного контроля предложен в [19]. Эконометрические методы (регрессионные модели, нейронные сети, кластерный анализ) для анализа причинно-следственных связей между дефектами и потенциальными факторами были предложены в [20]. Для комплексного снижения уровня брака на производстве в [19] предлагается три подхода к диагностированию эффектов: контрольный реестр, стратификация расходов и кластерный анализ. В [21–23] для снижения брака на стане горячей прокатки и повышения качества конечной продукции предлагаются алгоритмы распознавания образов в геометрической постановке. Для классификации видов продукции по стоимости брака в [24] предложены методы ABC-анализа, в [25] – методы на основе дерева решений, в [26] – пошаговая регрессия для построения прогнозной модели потенциальных затрат на бракованную продукцию в рамках планового периода.

В рамках прогнозного контроля отдельного внимания заслуживает метод быстрого прототипирования, предложенный в [27]. Этот метод объединяет группу технологий и технологических процессов, использующих трехмерную печать на базе компьютерного моделирования.

Таким образом, в парадигме перехода металлургических предприятий на уровень Индустрии 4.0, активно развиваются такие подходы к оптимизации технологических процессов как прогнозирование спроса, мониторинг износа оборудования, контроль качества. Однако комплексные задачи планирования, управления и логистики сложных металлургических переделов освещены в современной литературе довольно слабо.

В настоящей статье предлагается новый метод организации производственных данных на основе понятия объектных отношений как универсальной структуры для моделирования производства. В основе предлагаемого метода лежит понятие «объекта», представляющего собой любую сущность производственной цепочки (завод, цех, агрегат, производственная операция, единица продукции, и т.д.) Ключевым отличием метода объектных отношений от агентного моделирования является то обстоятельство, что объектам не навязаны никакие поведенческие сценарии. Тем самым структура «объект» оказывается полномочной вступать в любые отношения с другими «объектами» в рамках рассматриваемой модели, что в свою очередь позволяет аккумулировать различного рода данные в единую иерархию и гарантирует достоверность анализа любого уровня. Разработанный метод объектных отношений был применен на нескольких полномасштабных производственных площадках, подтвердив тем самым свою устойчивость и работоспособность.



2. ОСНОВНЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ ORT

Цифровизация подразумевает получения эффекта на основе интеллектуальной обработки производственных данных. Причем в области интеллектуальной обработки данных появилось множество инструментов в том числе на основе Open Source технологий, включающих обработку больших данных, зрелый Open Source BI, системы для аналитиков на основе Jupyter Lab, включающие самые последние библиотеки статистического анализа и машинного обучения.

В области промышленности организация данных базируется на стандартах ISA-95, где описываются модели на основе которых производственная информация может быть представлена. Множество моделей, порожденных множеством производственных бизнес-процессов, влечет и множество различных представлений данных. При этом стандарт 1995 года не мог учитывать требования к данным, для современных подходов, инструментов, BI систем, а множественные модели представления данных, порожденные специфичными бизнес-процессами предприятий, породили множество проблем для построения глобальных систем управления на основе данных.

Если в 2017 году журнал Экономист писал: «Данные дают начало новой экономике», то уже в 2018 году журнал Форбс констатировал: «Обработка данных, которая разделена отдельными модулями, отдельными задачами и отдельными командами со специализированными навыками, отнимает время у того, что наиболее важно – своевременной непрерывной информации из всех ваших данных». Таким образом была обозначена необходимость – создать модель представления производственных данных, которая является единой для любого производственного модуля и любой производственной задачи. Естественно, что создать такую модель на основе описания производственных бизнес-процессов было невозможно в силу множественности и специфичности этих бизнес-процессов.

Данный документ формулирует подход к производственным данным, исключив разделение описания структур данных под отраслевую, физическую и иную предметную специфику.

В основе подхода лежит переход от описания бизнес-процессов к самим объектам, на которые эти процессы направлены. Производство в этом случае представлено как поток объектов, которые под воздействием процессов меняют свойства и вступают в отношения друг с другом (Object Relations Technique или ORT).

Вообще метод объектных отношений (ORT) известен в психологии, как метод получения «портрета» личности и личностного развития. В цифровизации ORT дает возможность получить «портрет предприятия» с целью эффективного развития. Представление производства как отношения объектов хорошо совместим с современными инструментами интеллектуального управления на основе данных (ORT Manufacturing Data Mind или ORT MDM).

Наш 30-летний опыт построения систем управления производством на основе данных показал, что описываемый подход применим не зависимо от предметной специфики для решения любых задач цифровизации, например: трекинг продукции



и материальных потоков предприятия; глобальная аналитическая система на основе больших данных; оптимальное оперативное планирование; анализ качества и оптимизация технологических процессов; создание единого источника данных для всех звеньев цифровизации (единого источника правды); создание интеллектуальных помощников и подсказчиков; глобальных VI систем; систем для data science. Подход позволил получать от данных реальный эффект за счет понятной, единой, целостной картины производства режиме реального времени.

Далее описаны составляющие подхода ORT MDM.

3. ПОТОКОВАЯ ТРАНСФОРМАЦИЯ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ДАННЫХ В ОБЪЕКТЫ, ИХ СВОЙСТВА И ОТНОШЕНИЯ

Объект для описываемого подхода – это любая производственная сущность, на которую направлены усилия, внимание, желание и воля бизнеса. Объекты вступают между собой в отношения через формирование связей. Например, объект «цех» связан с объектами «центры обработки». Или для металлургического производства объект «Горячекатаный рулон» связан со слябом, из которого он прокатан, а сляб связан с плавкой, из которой он разлит на машине непрерывного литья. Если продолжать пример из металлургии, то объект «плавка» вступал в отношения (связи) с конвертером, агрегатами внепечной обработки, машиной непрерывного литья. Если объект вступил в отношения с центром обработки, то он приобретает новые свойства, которые протоколируются как параметры, связанные с объектом.

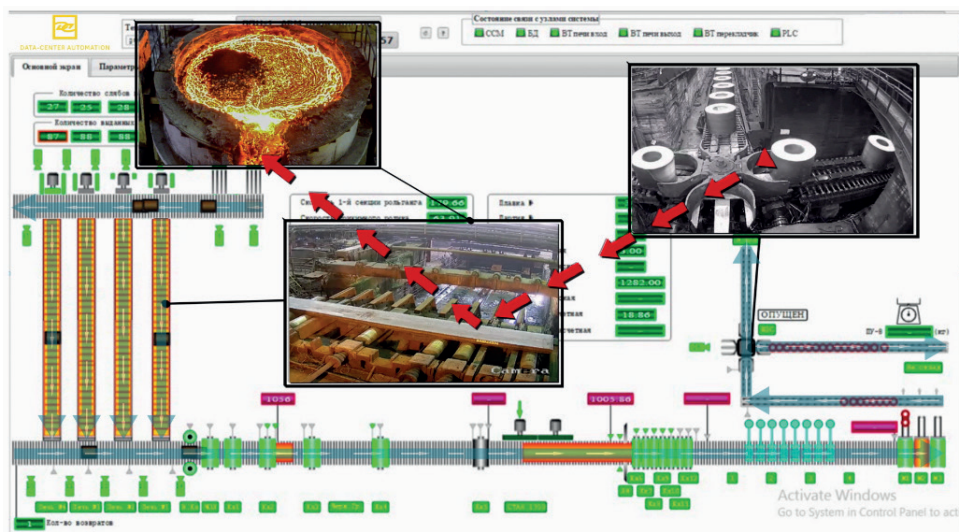


Рис. 1. Экранные формы DATA-TRACK



Через объекты, их свойства и параметры общая картина производственных данных становится прозрачной для пользователя как в текущий момент времени, так и в виде исторических данных. Полностью контролируется, где находится (находился) материал, фактические параметры обработки, по какому заданию и техкарте производилась обработка (задания, техкарты, планы также являются объектами системы).

Для получения «объектной картины мира» предоставляется платформа DATA-TRACK, которая при настройке на производственную площадку преобразует поток производственных данных в объекты и их отношения.

DATA-TRACK – Low code платформа, которая предоставляет единую систему описания трансформации данных процессов через объекты «Object Oriented Data Transformation Stream» или сокращенно «OODTS».

4. ИЗВЛЕЧЕНИЕ ИНФОРМАЦИИ ИЗ ОБЪЕКТНЫХ ДАННЫХ. УНИВЕРСАЛЬНАЯ СИСТЕМА ГИБКИХ ГЛОБАЛЬНЫХ ЗАПРОСОВ

Из структурированных через OODTS данных можно извлечь любую полезную производственную информацию путем построения запроса. При этом формат построения запроса универсален и основан на отношениях объектов. Продолжая пример из металлургической тематики, можно для анализа данных по горячекатаным рулонам запросить параметры самого рулона (например температуры прокатки), а также химсостав плавки, из которой рулоны были прокатаны. Для чего при формировании отчета нужно просто пройти по связи от рулона к плавке и запросить нужные параметры уже для плавки. Следует обратить внимание, что пользователь оперирует только объектами, параметрами и их связями, а значит при составлении запроса работает с терминами своей предметной области (каждый объект содержит свое название, свои параметры и свои связи). Не требуется быть IT специалистом для извлечения нужной информации. При этом можно получать любые данные для решения любой производственной задачи, например просто можно контролировать по количеству вступивших в связь с узлом обработки объектов за определенный промежуток времени. Также легко решается задача извлечения данных для построения различных KPI для BI дашбордов.

Важно, что получателем данных после формирования запросов может быть не только Data Scientist, но и смежные системы цифровизации.

Инструментарий для интерактивного формирования запросов, вычисления KPI и прочих характеристик производства, исследования данных и формирования информации для других звеньев цифровизации предоставляет платформа EXPERT BASE.

EXPERT BASE – Low code платформа, позволяющая стандартным образом интерактивно построить запрос к объектным данным, обработать полученную информацию и сформировать BI дашборды для дальнейшего использования или выдать информацию смежным системам. Интеллектуальные советники и оптимизаторы также



строятся средствами системы, поскольку система располагает библиотеками для статистической обработки данных и средствами ML.

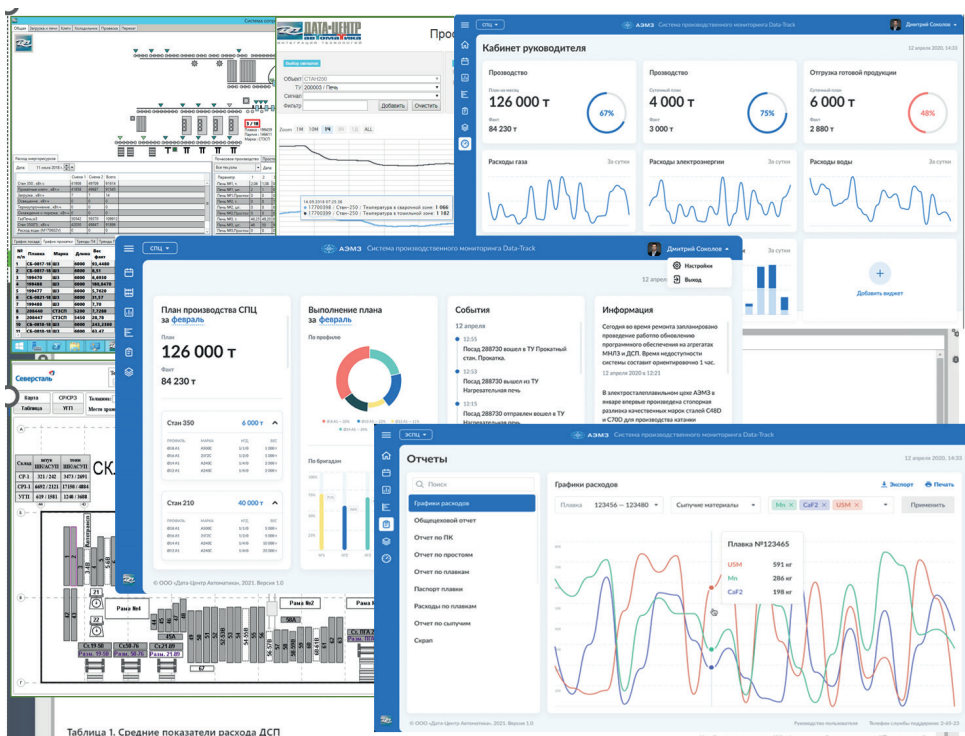


Рис. 2. Экранные формы EXPERT BASE

Иными словами, EXPERT BASE реализует Универсальную систему гибких глобальных запросов, “Universal Global Flexible Requests System” – “UGFRS”.

5. ОТКРЫТАЯ СИСТЕМА РЕШЕНИЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ, ПЛАНИРОВАНИЯ И ОПТИМИЗАЦИИ ПРОИЗВОДСТВА

Поскольку текущее состояние производства прозрачно для системы, то на базе текущих и исторических данных предлагаются готовые решения оптимизации производства на базе модулей оптимального оперативного планирования DATA-PLAN. При этом EXPERT BASE предоставляет инструменты для построения собственных оптимизационных модулей.

Сочетание DATA-PLAN и EXPERT BASE предоставляет пользователю Открытую систему решений для управления, планирования и оптимизации производства или иначе Интеллектуальную систему управления на основе производственных данных (OS Manufacturing Data Mind – OS MDM).

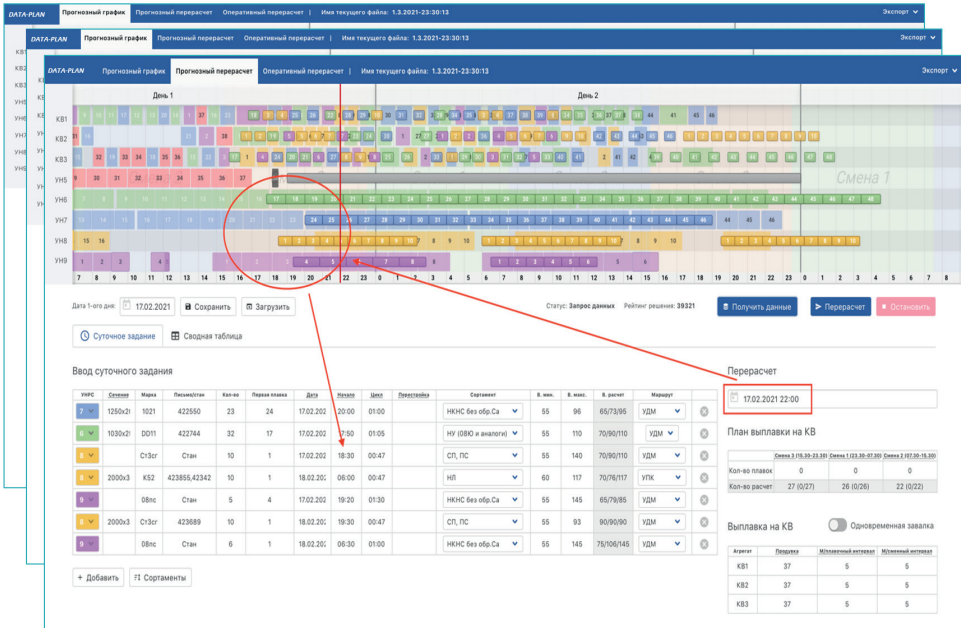


Рис. 3. Экранные формы DATA-PLAN

6. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

ORT MDM модель производственных данных, а также OODTS, UGFRS и OS MDM способы их обработки имеют следующие преимущества.

1. Прием потоковых данных производства проходит объектно-ориентированную трансформацию, которая описывает объект с учётом его преобразований и условий, которые его окружают в процессе этих преобразований. Результат протоколируется в виде объектов, их параметров и отношений (связей) объектов.
2. Процесс обращения к данным сильно упрощён, по сравнению с другими решениями, путем применения единого универсального интерфейса, который не требует переписывания данных под задачу и преобразования данных из одного формата описания в другой для решения конкретной задачи
3. Помимо поставляемых модулей для решения задач по планированию и оптимизации производства, предоставляется инструментарий, чтобы быстро извлечь и обработать необходимую информацию, а в случае необходимости построить новый интерфейс для смежных модулей.

Единый характер данных предоставляет возможности простого масштабирования, а также применения современных инструментов работы с большими данными и аналитическими инструментами в масштабе всего предприятия.



Литература

1. Ford H., Crowther S. (1922). *My Life and Work*. Garden City, New York: Garden City Publishing Company, Inc. 231 p.
2. Deming W. (1943). *Edwards. Statistical Adjustment of Data*. Dover. 261 p.
3. Taylor F.W. (1911) *The Principles of Scientific Management*. New York; London: Harper & brothers. 144 p.
4. Gantt H.L. (1903). A graphical daily balance in manufacture // *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*. Vol. 24. P. 1322–1336.
5. Лисовский А.Л. (2018). Оптимизация бизнес-процессов для перехода к устойчивому развитию в условиях четвертой промышленной революции // *Стратегические решения и риск-менеджмент*. № 4. С. 10–19. doi: 10.17747/2078.8886.2018.4.10.19.
6. Тарасов И.В., Понов Н.А. (2018). Индустрия 4.0: Трансформация производственных фабрик // *Стратегические решения и риск-менеджмент*. № 3. С. 38–53. doi: 10.17747/2078.8886.2018.3.38.53.
7. Roblek V., Mesko M., Krapez A. (2016). A Complex View of Industry 4.0 // *SAGE Open*. doi: 10.1177/ 2158244016653987.
8. Пуха Ю. (2017). Индустриальная революция 4.0 // *PricewaterhouseCoopers*. URL: https://www.pwc.ru/ru/assets/pdf/industry-4-0_pwc.pdf.
9. Rojko A. (2017). Industry 4.0 concept: background and overview // *International Journal of Interactive Mobile Technologies (IJIM)*. Vol. 11, № 5. P. 77–90. <https://doi.org/10.3991/ijim.v11i5.7072>.
10. Dean P.R., Xue D., Tu Y.L. (2009). Prediction of manufacturing resource requirements from customer demands in mass-customisation production // *International Journal of Production Research*. Vol. 47. № 5. P. 1245–1268. doi: 10.1080/00207540701557197.
11. Сербул А. (2018). Нейронки: какому бизнесу нужен искусственный интеллект (и лайфхаки, как его внедрить) // *Деловой журнал «Inc.»*. URL: <https://incrussia.ru/understand/nejronki-kakomu-biznesu-nuzhen-iskusstvennyj-intellekt-i-lajfhaki-kak-ego-vnedrit/>.
12. Ding S.H., Kamaruddin S. (2015). Maintenance policy optimization – literature review and directions // *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. Vol. 76, № 5–8. P. 1263–1283. <https://doi.org/10.1007/s00170.014.6341.2>.
13. Tinga T. (2013) *Maintenance concepts // Principles of loads and failure mechanisms / Ed. H. Pham*. London: Springer. P. 161–186.
14. Vishnu C.R., Regikumar V. (2016) Reliability based maintenance strategy selection in process plants: a case study // *Procedia Technology*. Vol. 25. P. 1080–1087. doi: 10.1016/j.protcy.2016.08.211.
15. Аршанский А. (2018). Искусственный интеллект в металлургии // *НЛМК*. URL: http://www.cloudmobility.ru/sites/default/files/13.25-13.45_arhavsky_nlmk_new.pdf.
16. Harding J.A., Shahbaz M., Srinivas et al. (2006). Data mining in manufacturing: a review // *Journal of Manufacturing Science and Engineering*. Vol. 128, № 4. P. 969–976. <https://doi.org/10.1115/1.2194554>.
17. Chongwatpol J. (2015). Prognostic analysis of defects in manufacturing // *Industrial Management & Data Systems*. Vol. 115, № 1. P. 64–87. doi: 10.1108/IMDS-05.2014.0158.
18. O'Regan P., Prickett P., Setchi R. et al. (2017). Engineering a More Sustainable Manufacturing Process for Metal Additive Layer Manufacturing Using a Productive Process Pyramid // *International Conference on Sustainable Design and Manufacturing*. Cham: Springer. P. 736–745. https://doi.org/10.1007/978.3.319.57078.5_69.
19. Leachman C., Pegels C., Kyoon Shin S. (2005). Manufacturing performance: evaluation and determinants // *International Journal of Operations & Production Management*. Vol. 25, № 9. P. 851–874. doi: 10.1108/01443570510613938.



20. Hazen B.T., Boone C.A., Ezell J.D. et al. (2014). Data quality for data science, predictive analytics, and big data in supply chain management: An introduction to the problem and suggestions for research and applications // *International Journal of Production Economics*. Vol. 154. P. 72–80. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.04.018>.
21. Gitman, M.B. and Trusov, P.V. and Fedoseev, S.A. On optimization of metal forming with adaptable characteristics. *Journal of Applied Mathematics and Computing* (2020) vol. 7, no. 2, P. 387–396.
22. Gainanov, D.N. and Berenov, D.A. Algorithm for predicting the quality of the product of metallurgical production. In: *CEUR Workshop Proceedings* (2017) vol. 1987, 194–200.
23. Gainanov, D.N., Berenov, D.A., Rasskazova, V.A. Algorithm for Predicting the Quality of the Product Based on Technological Pyramids in Graphs. *LNCS* (2021) 12931, 128–141.
24. Kampf R., Lorincova S., Hitka M. et al. (2016). The application of ABC analysis to inventories in the automatic industry utilizing the cost saving effect // *NASE MORE: znanstveno-strucnicasopisza more ipomorstvo*. Vol. 63, № 3. Spec. Issue. P. 120–125. <https://doi.org/10.17818/NM/2016/SI8>.
25. Kim A., Oh K., Jung J.Y. et al. (2018). Imbalanced classification of manufacturing quality conditions using cost-sensitive decision tree ensembles // *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. Vol. 31, № 8. P. 701–717. doi: 10.1080/0951192X.2017.1407447.
26. Квасова Н.А., Целых В.Н. (2012). Методика оценки экономических потерь по видам дефектов на основе системы критериев КР-бенчмаркинга // *Современные проблемы транспортного комплекса России*. № 2. С. 295–298.
27. Rayna T., Striukova L. (2016). From rapid prototyping to home fabrication: How 3D printing is changing business model innovation // *Technological Forecasting and Social Change*. Vol. 102. P. 214–224.



Object Relation Technique for Modelling of Digital Production Solutions

Dmitriy A. Berenov*

Data-Center Automation, Ekaterinburg, Russia

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-3732-5899>

e-mail: berenov@dc.ru

Varvara A. Rasskazova**

Moscow Aviation Institute (National Research University) (MAI), Moscow, Russia

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4943-3133>

e-mail: varvara.rasskazova@mail.ru

A field of Industry 4.0 is one of the most perspective with respect to research and optimization of production and industrial problems. The main problems in this field are connected with necessary analysis and processing of a huge data, which have a different native and sources. Particularly, the data from various automatic sources, as well as getting due to human management, become far away from each other both from the structure point of view and the native meaning. And there often occur, that such a different data in integrated form could contain a significant information for analysis, and moreover for a transformation of the technological process. At the same time, it is rather difficult to provide an analysis in frame of a significant asynchrony, and sometimes it becomes to a practical unsolvable problem. In this regard, the problem on developing of specialized methods for collecting, storing and processing big data of various structures are becoming fundamentally relevant. This is the purpose of the present work, which proposes a new method for organizing data based on the concept of object relations as a universal structure for production modeling. The proposed method is based on the concept of an “object”, which is any entity of the production chain (plant, workshop, machine, production operation, unit of production, etc.) The key difference between the method of object relations and agent modeling is the fact that no behavioral scenarios are imposed on objects. Thus, the “object” structure turns out to be authorized to enter into any relationship with other “objects” within the framework of the model under consideration, which in turn allows to accumulate various kinds of data into a single hierarchy and guarantees the reliability of analysis at any level. The proposed method of object relations has been applied at several full-scale production sites, thereby confirming its stability and operability. The paper provides an analysis of key performance indicators of the application of the method of object relations to solve the problem of forming a technological passport of a product at the steel production, and also discusses ways of further development.

Keywords: industry 4.0, Big Data, object relation technique (ORT), digital transformation, production.

Acknowledgements. The authors are grateful for assistance in development and formalization of the ORT an administration of the LLC “Data-Center Automation” in faces of Uskov R.Yu. and Volkov A.V.



For citation:

Berenov D.A., Rasskazova V.A. Object Relation Technique for Modelling of Digital Production Solutions. *Modelirovanie i analiz dannykh = Modelling and Data Analysis*, 2023. Vol. 13, no. 1, pp. 5–18. DOI: 10.17759/mda.2023130101 (In Russ., abstr. in Engl.).

***Dmitriy A. Berenov**, Director on Innovations, Data-Center Automation, Ekaterinburg, Russia, ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-3732-5899>, e-mail: berenov@dc.ru

****Varvara A. Rasskazova**, PhD (Physics and Mathematics), Associate Professor, Moscow Aviation Institute (National Research University) (MAI), Moscow, Russia, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4943-3133>, e-mail: varvara.rasskazova@mail.ru

References

1. Ford H., Crowther S. (1922). *My Life and Work*. Garden City, *New York: Garden City Publishing Company, Inc.* 231 p.
2. Deming W. (1943). *Statistical Adjustment of Data*. Dover. 261 p.
3. Taylor F.W. (1911) *The Principles of Scientific Management*. *New York; London: Harper & brothers*. 144 p.
4. Gantt H.L. (1903). A graphical daily balance in manufacture // *Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*. Vol. 24. P. 1322–1336.
5. Lisovskii A.L. (2018). Optimizatsiya biznes-protsessov dlya perekhoda k ustoychivomu razvitiyu v usloviyakh chetvertoi promyshlennoi revolyutsii // *Strategicheskie resheniya i risk-menedzhment*. № S. 10–19. <https://doi.org/https://doi.org/10.17747/20788886201841019>. (In Russ.)
6. Tarasov I.V., Popov N.A. (2018). Industriya 4.0: Transformatsiya proizvodstvennykh fabrik // *Strategicheskie resheniya i risk-menedzhment*. № 3. S. 38–53. doi: 10.17747/2078.8886.2018.3.38.53. (In Russ.)
7. Roblek V., Mesko M., Krapez A. (2016). A Complex View of Industry 4.0 // *SAGE Open*. doi: 10.1177/2158244016653987.
8. Pukha Yu. (2017). Industrial'naya revolyutsiya 4.0 // *PricewaterhouseCoopers*. URL: <https://www.pwc.ru/ru/assets/pdf/industry-4-0/pwc.pdf>. (In Russ.)
9. Rojko A. (2017). Industry 4.0 concept: background and overview // *International Journal of Interactive Mobile Technologies (IJIM)*. Vol. 11, № 5. P. 77–90. <https://doi.org/10.3991/ijim.v11i5.7072>.
10. Dean P.R., Xue D., Tu Y.L. (2009). Prediction of manufacturing resource requirements from customer demands in mass-customisation production // *International Journal of Production Research*. Vol. 47. № 5. P. 1245–1268. doi: 10.1080/00207540701557197.
11. Serbul A. (2018). Neironki: kakomu biznesu nuzhen iskusstvennyi intellekt (i laifkhaki, kak ego vnedrit') // *Delovoi zhurnal «Inc.»*. URL: <https://incussia.ru/understand/nejronki-kakomu-biznesu-nuzhen-iskusstvennyj-intellekt-i-lajfhaki-kak-ego-vnedrit/>. (In Russ.)
12. Ding S.H., Kamaruddin S. (2015). Maintenance policy optimization – literature review and directions // *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. Vol. 76, № 5–8. P. 1263–1283. <https://doi.org/10.1007/s00170.014.6341.2>.
13. Tinga T. (2013) Maintenance concepts // *Principles of loads and failure mechanisms*. Ed. H. Pham. *London: Springer*. P. 161–186.
14. Vishnu C.R., Regikumar V. (2016) Reliability based maintenance strategy selection in process plants: a case study // *Procedia Technology*. Vol. 25. P. 1080–1087. doi: 10.1016/j.protcy.2016.08.211.
15. Arshavskii A. (2018). Iskusstvennyi intellekt v metallurgii // *NLMK*. URL: http://www.cloudmobility.ru/sites/default/files/13.25-13.45_arhavsky_nlmk_new.pdf. (In Russ.)



16. Harding J.A., Shahbaz M., Srinivas et al. (2006). Data mining in manufacturing: a review // *Journal of Manufacturing Science and Engineering*. Vol. 128, № 4. P. 969–976. <https://doi.org/10.1115/1.2194554>.
17. Chongwatpol J. (2015). Prognostic analysis of defects in manufacturing // *Industrial Management & Data Systems*. Vol. 115, № 1. P. 64–87. doi: 10.1108/IMDS-05.2014.0158.
18. O'Regan P., Prickett P., Setchi R. et al. (2017). Engineering a More Sustainable Manufacturing Process for Metal Additive Layer Manufacturing Using a Productive Process Pyramid // *International Conference on Sustainable Design and Manufacturing*. Cham: Springer. P. 736–745. https://doi.org/10.1007/978.3.319.57078.5_69.
19. Leachman C., Pegels C., Kyoon Shin S. (2005). Manufacturing performance: evaluation and determinants // *International Journal of Operations & Production Management*. Vol. 25, № 9. P. 851–874. doi: 10.1108/01443570510613938.
20. Hazen B.T., Boone C.A., Ezell J.D. et al. (2014). Data quality for data science, predictive analytics, and big data in supply chain management: An introduction to the problem and suggestions for research and applications // *International Journal of Production Economics*. Vol. 154. P. 72–80. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.04.018>.
21. Gitman, M.B. and Trusov, P.V. and Fedoseev, S.A. On optimization of metal forming with adaptable characteristics. *Journal of Applied Mathematics and Computing* (2020) vol. 7, no. 2, P. 387–396.
22. Gainanov, D. N. and Berenov, D.A. Algorithm for predicting the quality of the product of metallurgical production. In: *CEUR Workshop Proceedings* (2017) vol. 1987, 194–200.
23. Gainanov, D.N., Berenov, D.A., Rasskazova, V.A. Algorithm for Predicting the Quality of the Product Based on Technological Pyramids in Graphs. *LNCIS* (2021) 12931, 128–141.
24. Kampf R., Lorincova S., Hitka M. et al. (2016). The application of ABC analysis to inventories in the automatic industry utilizing the cost saving effect // *NASE MORE: znanstveno-strucnicasopisza more ipomorstvo*. Vol. 63, № 3. Spec. Issue. P. 120–125. <https://doi.org/10.17818/NM/2016/SI8>.
25. Kim A., Oh K., Jung J.Y. et al. (2018). Imbalanced classification of manufacturing quality conditions using cost-sensitive decision tree ensembles // *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. Vol. 31, № 8. P. 701–717. doi: 10.1080/0951192X.2017.1407447.
26. Kvasova N.A., Tselykh V.N. (2012). Metodika otsenki ekonomicheskikh poter' po vidam defektov na osnove sistemy kriteriev KR-benchmarkinga // *Sovremennyye problem transportnogo kompleksa Rossii*. № 2. S. 295–298. (In Russ.)
27. Rayna T., Striukova L. (2016). From rapid prototyping to home fabrication: How 3D printing is changing business model innovation // *Technological Forecasting and Social Change*. Vol. 102. P. 214–224.

Получена 17.02.2023

Принята в печать 01.03.2023

Received 17.02.2023

Accepted 01.03.2023