

ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ МЕТАЛЛУРГИЧЕСКОГО ПРОИЗВОДСТВА С ПРИМЕНЕНИЕМ ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И РАЗРАБОТКОЙ ПРОГНОЗНОЙ МОДЕЛИ НА ОСНОВЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Пятецкий В.Е., Куликовский М.А., Орловский Д.А., Макаров В.В.

Национальный исследовательский технологический университет "МИСИС", Москва, Россия
orlowskidan@yandex.ru

Аннотация. В работе представлен результат анализа состояния процесса планирования производства, полученного методом имитационного моделирования. В ходе исследования обнаружены «узкие» места процесса. Для оптимизации процесса разработана компьютерная программа, позволяющая прогнозировать потребность в материалах для функционирования производства.

Ключевые слова: черная металлургия, имитационное моделирование, бизнес-процесс, оптимизация, прогнозирование, управление производством, MRP.

Введение

Современные тенденции в развитии различных производственных отраслей, переход к цифровому производству предполагает, в том числе, массовое внедрение информационных технологий в промышленность, масштабную автоматизацию бизнес-процессов. Использование информационных технологий в управлении производством дает конкурентное преимущество предприятию, обеспечивает возможность снижения производственных затрат, улучшения качества продукции. Планирование потребностей в материалах на промышленных предприятиях является одной из сложных задач управления производством. Автоматизация планирования потребностей обеспечивает гарантию наличия необходимого количества материалов для производства продукции в рамках срока планирования, позволяет определить оптимальные объемы закупок, способствует сокращению излишков материалов на складах. При этом величина потребности в материальных ресурсах может выступать одним из важнейших факторов, влияющих на выбранный ключевой показатель экономических возможностей предприятия (например, добавленную стоимость производимой продукции) [1, 2]. Планирование материальных ресурсов и их потребности входит в область ресурсного планирования и распределения.

Имитационное моделирование позволяет исследовать на модели с достаточной точностью реальную систему, посредством проведения имитационного эксперимента на модели. Ключевым преимуществом данного подхода является возможность проведения экспериментов и анализа системы в виртуальной среде на модели, без необходимости вмешательства в функционирование реального объекта и связанных с этим рисков или затрат.

Целью настоящего исследования является анализ текущего состояния процесса планирования потребности в материалах на производстве с последующей идентификацией «узких» мест и разработкой решения для их оптимизации.

1. Проектирование и ввод параметров имитационной модели

Для детальной оценки текущей эффективности процесса прокатки листовой стали и выявления участков, генерирующих основные временные потери, была разработана имитационная модель производственного процесса. Модель воспроизводила прохождение типовой партии продукции объемом 60 тонн листовой стали через все технологические этапы, от момента поступления сырья до передачи готовой продукции на склад (рис. 1):

1) Подача и подготовка рулона/штрипса. Цель этапа заключается в подаче качественной металлической полосы заданной ширины на формовочную линию.

2) Формовка и сварка трубной заготовки. Последовательное преобразование плоской полосы в сварную трубную заготовку с первичной обработкой шва.

3) Калибровка, контроль и резка непрерывной трубы. На данном этапе трубе придаются окончательные геометрические размеры, проводится первичный неразрушающий контроль.

4) Дополнительная обработка и контроль отдельных труб. Осуществляется комплекс мероприятий по дополнительной технологической обработке и проведению приемочного контроля для обеспечения требуемого качества каждой отдельной трубы.

5) Маркировка, упаковка и передача на склад ГП. Этот этап содержит операции по подготовке трубы к хранению и отгрузке потребителю.

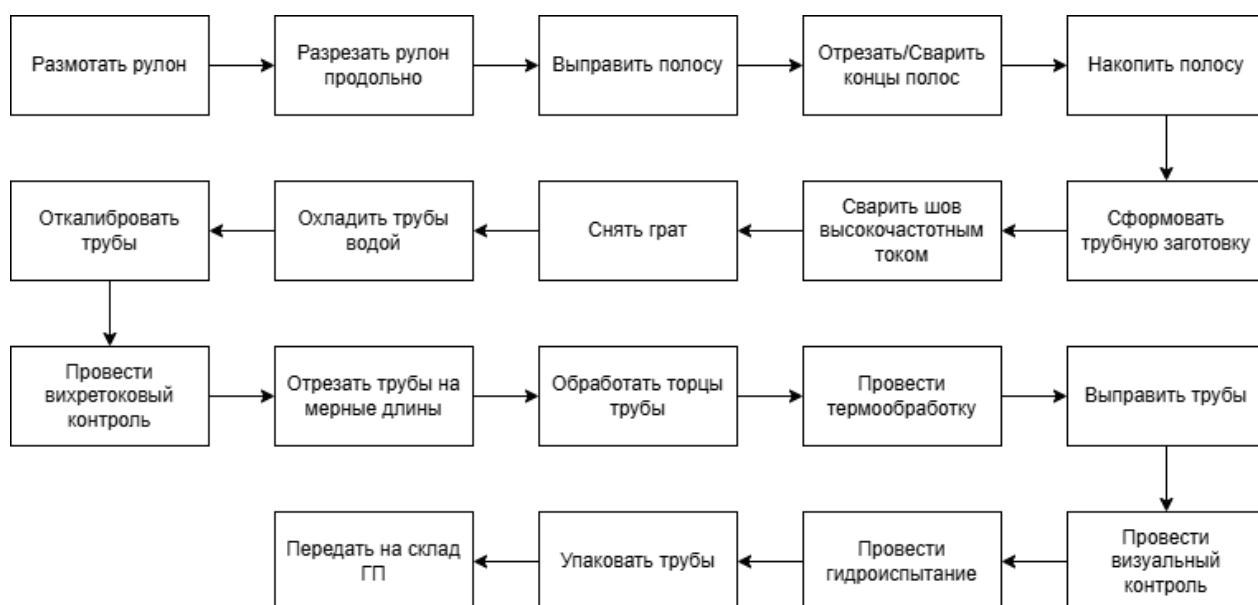


Рис. 1. Схема процесса изготовления электросварной трубы

Для проведения имитационного моделирования в качестве исходных данных длительности операций использовались экспертные оценки, а данные о времени хранения сырья и ожидания полуфабрикатов между операциями были получены по результатам комплексного обследования текущей системы управления запасами и производственного планирования. Каждый этап технологического процесса моделировался как случайная величина, подчиняющаяся Гауссову закону распределения, с соответствующими средними значениями и стандартными отклонениями, что обусловлено множественностью стохастических факторов, влияющих на их реализацию.

Перейдем к результатам имитационного моделирования.

2. Анализ результатов имитации процесса

Моделирование позволило количественно оценить, как время активной производственной обработки, так и время хранения исходного сырья на складе и полуфабрикатов в виде незавершенного производства между операциями [3]. Основные результаты имитационного моделирования представлены в таблице 1.

Таблица 1. Результаты имитационного моделирования

№	Шаг (этап производства)	Длительность обработки для партии 60т, час	Длительность хранения сырья, использованного на этом этапе, час
1	Размотка рулона	0,9	1080
2	Продольная резка	1,8	4
3	Правка полосы	0,6	2
4	Отрезка/Сварка полос	0,6	1
5	Накопитель полосы	0	8
6	Формовочный стан	26	0
7	Высокочастотная сварка	17	0
8	Снятие грата	6	0
9	Охлаждение водой	8	0
10	Калибровочный стан	17	0
11	Вихретоковая дефектоскопия	12,4	0
12	Отрезной станок	1,2	10
13	Торцовочный станок	6	16
14	Термообработка	12	24
15	Правильный стан	3	8
16	Визуальный контроль	1,2	6
17	Гидроиспытание	9	12
18	Упаковка	12	8
19	Передача на склад ГП	6	0
ИТОГО		140,7	1179

Результаты имитационного моделирования показывают, что общее сквозное время прохождения партии 60 тонн стали от момента поступления сырья на склад до отгрузки готовой продукции с учетом всех ожиданий, составляет 1319,7 часов (55 дней). Таким образом, было выявлено, что непосредственно производственные операции занимают 11%, что является незначительной долей в общей длительности цикла. Основные временные потери связаны с длительным хранением сырья и простоями полуфабрикатов между операциями.

Как видно из данных таблицы, время непроизводительного нахождения материалов (1179 часов) многократно превышает время, затрачиваемое непосредственно на их переработку (140,7 часов). Результаты имитационного моделирования однозначно указывают на то, что основными факторами, увеличивающими общую длительность производственного цикла и замораживающими оборотные средства, являются чрезмерно длительное хранение сырья и простои незавершенного производства между технологическими операциями.

В рамках оптимизации производства предложено разработать компьютерную программу для улучшения прогнозирования потребностей в сырьевых компонентах, оптимизации плановой оборачиваемости складов и высвобождения финансовых средств, «замороженных» в запасах [4].

3. Разработка компьютерной программы для управления запасами сырья

Для автоматизации процесса необходимо выбрать и обучить лучшую для данной задачи модель, после чего настроить автоматическое создание отчёта с составленным прогнозом и параметрами.

Для обучения сформирован набор данных на примере этапов производства трубы, поля которого включают в себя дату, код операции, наименование операции, код материала, наименование материала, количество.

В качестве выбранных моделей машинного обучения рассмотрены 3 линейные модели [5]:

1) RandomForestRegressor – это продвинутый алгоритм машинного обучения, применяемый ансамблевые методы и древовидную логику выбора кандидата.

2) Lasso – это базовый алгоритм машинного обучения с примененным регуляризатором L1. Добавляет штраф к функции потерь на основе абсолютных значений весов.

3) Ridge – это базовый алгоритм машинного обучения с примененным регуляризатором L2. Добавляет штраф к функции потерь на основе квадратичных значений весов.

На рис. 2 представлен алгоритм обучения модели машинного обучения.

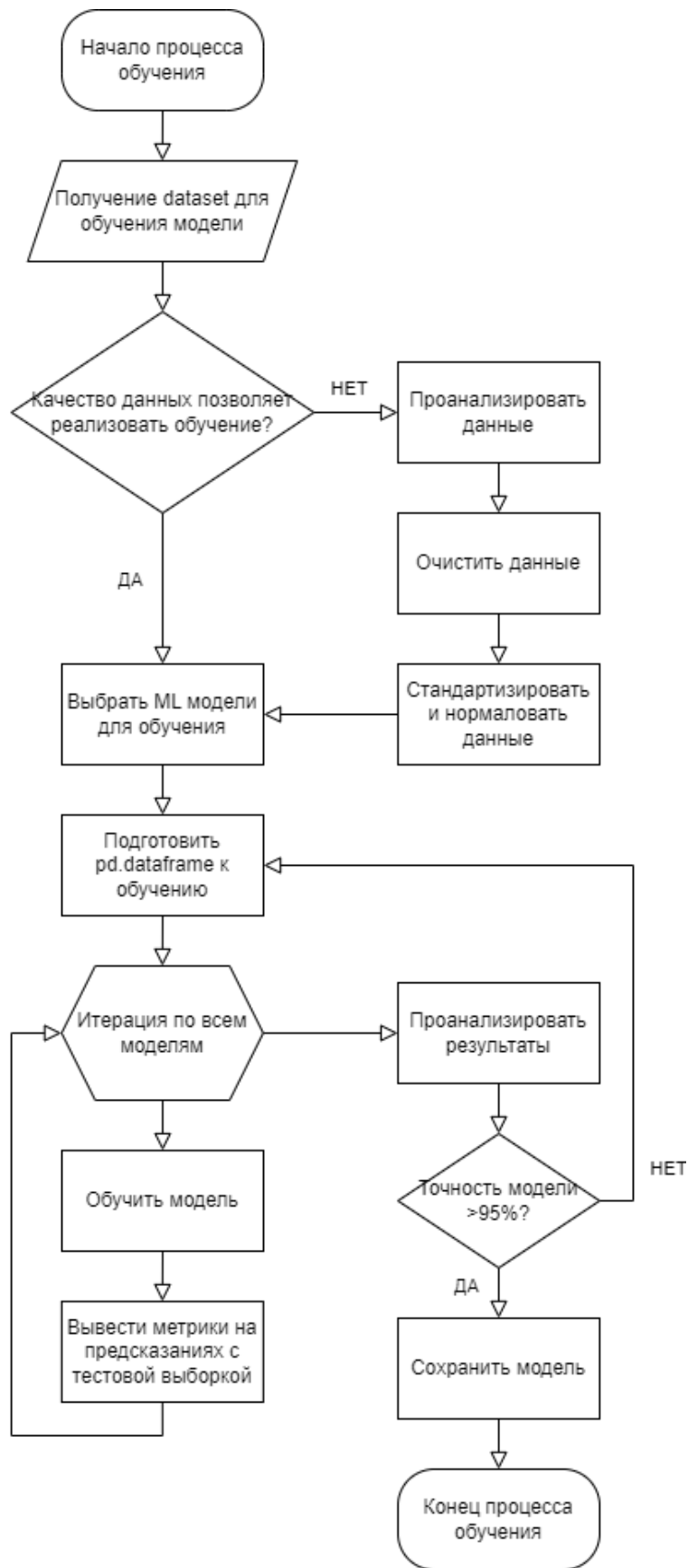


Рис. 2. Алгоритм машинного обучения модели

В результате работы данного алгоритма выбирается наиболее подходящая модель в контексте решения задачи. Во время обучения используется класс GridSearchCV, реализующий перебор входных параметров в модель перед её обучением, к примеру, глубина и ширина веток для модели RandomForestRegressor.

Сформированный набор данных, поступающий на входе, подвергается разведочному анализу, и далее на нём обучается модель машинного обучения. Ниже представлена логическая архитектура проектного решения (рис. 3).

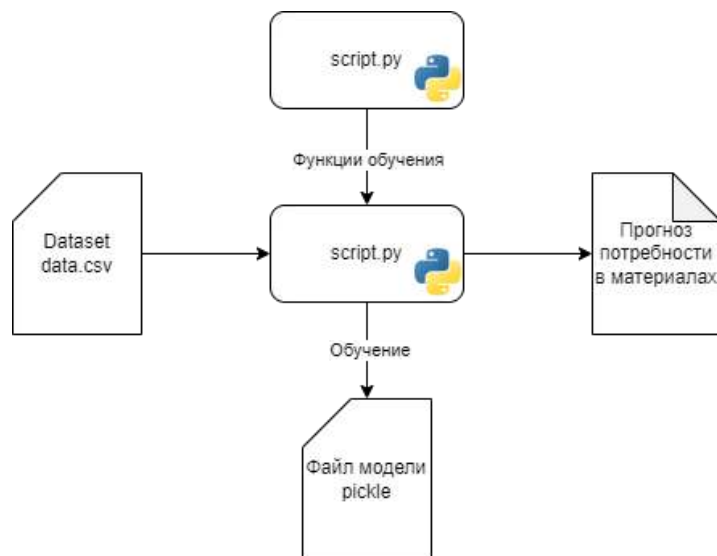


Рис. 3. Архитектура решения

Для оценки производительности и выбора наиболее подходящей из рассмотренных моделей машинного обучения были использованы следующие метрики:

Средняя абсолютная ошибка (MAE). Она позволяет оценить среднюю величину ошибки прогноза в абсолютных значениях. Значение MAE, измеряемое в единицах прогнозируемой величины, в идеале стремится к нулю, чем оно ниже, тем меньше среднее абсолютное отклонение прогноза от факта. Расчет производится по формуле 1.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (1)$$

Средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE). Предоставляет относительную оценку ошибки, показывая среднее процентное отклонение предсказанных значений от фактических. Значения в диапазоне от 10 до 20% обычно свидетельствуют о высокой точности прогнозирования, в то время как значения выше 50% указывают на низкую точность. Расчет производится по формуле 2.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - x_i}{y_i} \right| \quad (2)$$

Где y_i – это фактическое значение i -го примера; x_i – это предсказанное моделью значение i -го примера; а n – общее число примеров тестовой выборки. Меньшие значения обеих метрик указывают на более высокую точность модели.

Результаты оценки рассмотренных моделей на тестовой выборке по данным метрикам указаны в таблице 2.

Таблица 2. Оценка параметров выбранной модели

Модель	MAE	MAPE
RandomForestRegressor	0,047	0,122
Lasso	0,101	0,228
Ridge	0,102	0,227

Анализ данных, представленных выше, показал, что модель RandomForestRegressor продемонстрировала наилучшие результаты по обеим метрикам. Она имеет как наименьшее значение MAE (0,047), так и наименьшее значение MAPE (0,122) среди рассмотренных алгоритмов.

Таким образом, на основании проведенного сравнительного анализа, для дальнейшего использования в ЭВМ программе и генерации прогнозов потребности в материалах была выбрана модель RandomForestRegressor, как наиболее точная и надежная в контексте решаемой задачи.

На рис. 4 представлен пример работы обученной модели с генерацией прогноза потребности в материалах на 31.05.2024.

date	step_code	step_name	mat_code	mat_name	quantity
2024-05-31	kv101	Ковка_осадка	10xal20s	Сляб алюминиевый 300x50	326.115844
			kfka9213	Блимс 140x140	328.217470
	kv102	Ковка_протяжка	31odp10p	Брусек стальной 240x120	854.536111
			249f1023	Толстолистовая заготовка из стали	845.697863
	kv103	Прошивка_открытая	249f1023	Толстолистовая заготовка из стали	635.765361
	kv104	Прошивка_закрытая	kfka9213	Блимс 140x140	680.913704
			29mc12r1	Цилиндр стальной 140x320	673.818653
	pk205	Прокатка_продольная	10xal20s	Сляб алюминиевый 300x50	626.514194
	pk206	Прокатка_поперечная	29mc12r1	Цилиндр стальной 140x320	746.066889
	pk207	Прокатка_листовая	10xal20s	Сляб алюминиевый 300x50	715.599534
pk208	Прокатка_поперечно_винтовая	10xal20s	Сляб алюминиевый 300x50	587.360885	
pr309	Прессование_прямое	10xal20s	Сляб алюминиевый 300x50	799.811054	
pr300	Прессование_обратное	10xal20s	Сляб алюминиевый 300x50	646.936179	

2024-04-24 19:44:16.409 | SUCCESS | _main_:<module>:31 - Прогноз успешно сохранён по пути ./result.csv

Рис. 4. Процесс и результат обучения модели

Перейдем к оценке эффективности компьютерной программы.

4. Оценка эффективности компьютерной программы

Проведенное исследование и разработка специализированной компьютерной программы для управления запасами сырья были направлены на решение критических проблем, связанных с избыточными запасами и неэффективным планированием потребностей, выявленных в ходе имитационного моделирования производственного процесса.

Основываясь на опыте аналогичных внедрений систем интеллектуального управления запасами на промышленных предприятиях, ожидается, что применение разработанной ЭВМ программы приведет к сокращению объема излишних запасов по ключевым сырьевым группам на 50-70% [6]. Такой результат достигается за счет кардинального повышения точности прогнозирования спроса на ТМЦ и оптимизации параметров управления запасами, которые являются центральными функциями предложенной программы. Это, в свою очередь, напрямую повлияет на высвобождение значительных оборотных средств и снижение затрат на хранение.

Помимо прямого сокращения запасов, прогнозируется существенное улучшение внутреннего уровня сервиса для производственных подразделений. Анализ показывает, что внедрение систем прогнозирования и оптимизации запасов позволяет сократить количество случаев дефицита необходимых материалов на складе на порядок [6]. Это минимизирует риски остановок производственных линий, способствует более ритмичной работе цехов и повышает общую эффективность производственного планирования.

Экстраполяция данных об эффективности, достигнутой на предприятиях со схожим профилем производства и проблемами управления запасами, на масштабы рассматриваемого предприятия позволяет прогнозировать значительный совокупный экономический эффект. Предполагаемый кумулятивный эффект от реализации проекта оценивается в сумму до 100 миллионов рублей только за первый год эксплуатации системы, в основном за счет сокращения объемов запасов и сопутствующего высвобождения «замороженных» финансовых ресурсов.

5. Заключение

Имитационное моделирование процесса производства электросварных труб из листовой стали позволило провести количественную оценку текущего состояния управления материальными потоками и выявить критические области, влияющие на общую длительность производственного цикла и эффективность использования ресурсов. Результаты имитационного моделирования стали основой для идентификации ключевых недостатков процесса, оптимизация которых позволит значительно сократить как время непроизводительного хранения материалов, так и общие сроки выполнения заказов.

Среди основных «узких мест» процесса установлено чрезмерно длительное хранение исходного сырья: Имитация показала, что листовая сталь в среднем находится на складе 1080 часов (45 дней) перед поступлением на первый этап обработки. Это время составляет подавляющую часть (около 82%) от общего времени нахождения материалов в системе и многократно превышает время непосредственной производственной обработки (140,7 часов).

Для решения обозначенных проблем и оптимизации процесса управления материальными ресурсами в рамках данного исследования была предложена разработка специализированной ЭВМ программы. Основными задачами данной программы являются улучшение точности прогнозирования

потребности в сырьевых компонентах, оптимизация расчета и поддержания уровней страховых запасов и точек заказа, а также улучшение плановой оборачиваемости складских запасов. Предложен алгоритм обучения модели машинного обучения RandomForestRegressor и архитектура решения, способного генерировать прогнозы потребности в материалах.

Литература

1. *Исаева Н.А.* Перспективные экономические возможности предприятия: сущность и управление / Н.А. Исаева, О.И. Калинин – Москва: Национальный исследовательский технологический университет "МИСИС", 2024. – 192 с. – ISBN 978-5-907833-05-0. – EDN AJYUDR.
2. *Калинский О.И.* Применение методики диагностики устойчивого развития предприятия в процессе стратегирования / О.И. Калинин, Н.А. Исаева // Стратегирование: теория и практика. – 2021. – Т. 1, № 2(2). – С. 216–224. – DOI 10.21603/2782-2435-2021-1-2-216-224. – EDN XFEFRV.
3. *Пятецкий В.Е., Генкин А.Л.* Индустриальные системы как объекты экономики и управления. М. Изд. Дом МИСиС, 2014. – 235 с.
4. *Бахтадзе Н.Н., Коньков А.Е., Елпашев Д.В., Кушнарев В.Н., Мухтаров К.С., Пуртов А., Пятецкий В.Е., Черешко А.А.* Методы синтеза цифровых двойников на основе цифровых идентификационных моделей производственных процессов // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2024. – № 4. – С. 100–111.
5. *Жерон О.* Прикладное машинное обучение с помощью Scikit-Learn, Keras и TensorFlow. Концепции, инструменты. Изд. Диалектика, 2020. – 1040 с.
6. Сервис прогнозирования для оптимизации сырья и материалов <https://data.korusconsulting.ru/cases/servis-prognozirovaniya-korus-forecast-dlya-optimizatsii-syrya-i-materialov/#> (дата обращения: 25.05.2025).