

# ИСПОЛЬЗОВАНИЕ «СКВОЗНЫХ» ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ МИНИМИЗАЦИИ БРАКА НА МЕТАЛЛУРГИЧЕСКОМ ПРОИЗВОДСТВЕ

АНДРЕЙ ШУРАВИН, ГЕОРГИЙ ШАТИРОВ

В статье рассматривается концепция реализации системы интеллектуального управления типовым технологическим процессом на металлургическом производстве. Благодаря применению «сквозных» технологий — больших данных, машинного обучения, промышленного «Интернета вещей» и облачных вычислений — можно достичь значительного снижения процента брака. При написании статьи использовались данные реальных исследований.

## ШАГ К «ИНДУСТРИИ 4.0»

28 июля прошлого года Правительство РФ своим распоряжением № 1632-р утвердило программу «Цифровая экономика Российской Федерации».

Ее основной целью является «создание экосистемы цифровой экономики Российской Федерации, в которой данные в цифровой форме являются ключевым фактором производства во всех сферах социально-экономической деятельности». Для достижения поставленных задач декларируется применение и развитие как базовых направлений, так и научных «сквозных» технологий.

К «сквозным» технологиям, согласно программе, относятся:

- «большие данные»;
- нейротехнологии и искусственный интеллект;
- системы распределенного реестра;
- квантовые технологии;
- новые производственные технологии;

- промышленный Интернет;
- компоненты робототехники и сенсорики;
- технологии беспроводной связи;
- технологии виртуальной и дополненной реальности.

С принятием данной программы стало понятно, что правительство нацелено привести Россию к четвертой промышленной революции, когда использование на предприятиях «данных в цифровой форме» и «сквозных» технологий позволит получить «значительные конкурентные преимущества». Но так ли это будет в действительности? На самом ли деле «цифровая трансформация» производства позволит получить реальный эффект, а не только защитит руководителя от риска прослыть ретроградом? Этим вопросом наверняка задаются директора промышленных предприятий.

В статье мы расскажем об эксперименте компании «Техносерв»

по оптимизации ключевого производственного процесса, который стал возможным благодаря вере руководителя одного крупного металлургического предприятия в современные технологии, и о полученных результатах.

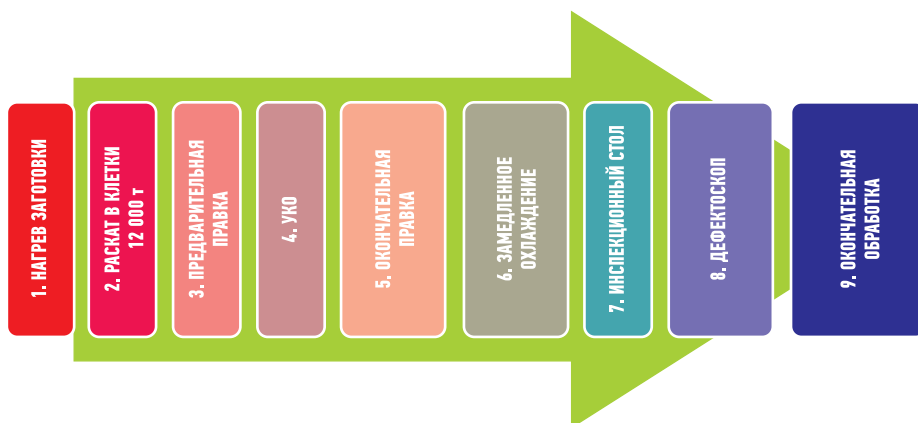
## КРАТКОЕ ОПИСАНИЕ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ПРОИЗВОДСТВА

Завод, о котором пойдет речь, обладает важным активом — современным металлургическим комплексом «Стан-5000» (МКС-5000). Комплекс предназначен для производства высококачественного крупнолистового металлопроката, который используется заводом для изготовления собственной продукции. Кроме того, завод успешно продает и сам металлопрокат для нужд таких отраслей, как судостроение, нефтедобыча, тяжелое машиностроение и др.

МКС-5000 построен на оборудовании известного немецкого производителя SMS-Siemag, который активно использует информационные технологии для автоматизации процесса производства проката (ППП). Именно этот ППП по возможности было необходимо оптимизировать.

Для успешной оптимизации любого процесса требуется сначала понять, как он протекает, а потом уже искать те самые «точки оптимизации», в которых применение любых — в нашем случае «сквозных» — технологий даст наибольший положительный эффект. Ниже приведено упрощенное описание ППП на заводе. Его этапы представлены на рис. 1.

РИС. 1. ▼  
Схема ППП на МКС-5000.  
Основные этапы



Сначала заготовка (обрезанный, согласно требованиям технического задания, сляб) загружается в нагревательную печь, где разогревается до температуры порядка +1300 °С. Время нагрева сляба составляет около 6 часов (1).

Затем, после гидравлического сбива печной окалины, заготовка проходит через клеть с усилием 12 000 тонн (2) и установку предварительной правки (3), которые формируют первоначальный облик листа.

Далее в установке контролируемого охлаждения (УКО), за счет сверхточных режимов термомеханической обработки, раскат приобретает равномерные свойства и микроструктуру по всей длине и ширине листа (4).

После правки (5) и участка замедленного охлаждения (6) листы поступают на инспекцию геометрии (7) и на устройство ультразвукового контроля внутренних дефектов (8).

И затем признанные качественными листы подвергаются окончательной резке и сортировке (9).

Конечно, благодаря своей инновационной конструкции МКС-5000 обеспечивал достаточно низкий процент брака — не более 5% от изготавливаемой партии листов, но всегда хочется снизить этот процент еще больше.

## ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Бракованными признаются листы, которые имеют отклонения от геометрических параметров и/или металлургические дефекты, такие как: пленки (расслоение металла), трещины, пузыри (вспучивания на поверхности металла, образованные газами в период его нагретого состояния), раковины (лопнувшие пузыри) и т. п.

Именно минимизация металлургических дефектов была наиболее сложной и интересной задачей для технологов завода. «Ответственной» за них являлась УКО, поскольку основные причины появления подобных дефектов — неравномерное охлаждение листа и нарушение температурного режима. Она и стала «точкой оптимизации».

Завод предложил компании «Техносерв» принять участие в пилотном проекте. Задача звучала следующим образом: на основе анализа исторических данных мониторинга оборудования необходимо разработать аналитическую модель, которая позволит определить и проанализировать физические параметры,

наиболее сильно влияющие на появление аномалий (нарушений температурного режима) в процессе прохождения металлического листа через УКО.

Результатами пилотного проекта должны были стать:

- тестовый вариант модели прогноза неполадок в процессе охлаждения металлических листов (прогноз ошибок и вывод предупреждения еще до завершения процесса для оперативной коррекции модели охлаждения; выделение сегментов УКО, наиболее сильно влияющих на появление ошибок);
- модель процесса охлаждения на основе исходных статических параметров (данных 2-го уровня и данных логов модели SMS-Siemag).

В идеале завод надеялся получить:

- модель прогноза аномалий (брака);
- оценку степени влияния отдельных признаков (параметров) на нарушение температурного режима;
- оценку степени влияния различных комбинаций признаков на нарушение температурного режима;
- абсолютную величину влияния изменений каждого единичного признака на температуру (коэффициенты модели линейной регрессии).

## ЛУЧШЕЕ РЕШЕНИЕ — МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

Завод предоставил компании «Техносерв» огромный массив данных:

- полные исторические данные АСУ ТП первого уровня о параметрах и сигналах для 1000 произведенных листов (в т. ч. показания 2000 датчиков SCADA, используемой заводом);
- усредненные и нормализованные данные второго уровня АСУ ТП, сформированные в базу данных Oracle;
- примеры данных термосканера;
- отчеты третьего уровня АСУ ТП.

Было решено использовать доступные нам «сквозные» технологии: собственную облачную вычислительную инфраструктуру, «большие данные», а также нейротехнологии и искусственный интеллект (т. е. методы машинного обучения).

Задачей первого этапа пилотного проекта стало исследование влияния исходных параметров на целевую переменную — температуру конца охлаждения, которая должна поддерживаться на уровне +480 °С. Изученная выборка состояла из данных второго уровня АСУ ТП, данных логов управляющей модели SMS-Siemag и данных третьего уровня (отчетов).

Во время анализа была обнаружена сильная корреляция между большим количеством признаков и были выделены все пары признаков с коэффициентом корреляции более 0,7. Кроме того, мы изучили корреляцию входных параметров с конечной температурой: был выявлен набор признаков, наиболее сильно связанных с конечной температурой. Для всех таких признаков были рассчитаны коэффициенты корреляции и построены графики.

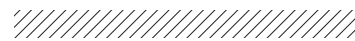
На рис. 2 красными линиями выделены границы допустимых температур. Видно, что для определенных значений некоторых признаков более характерны ошибки температурного режима.

Для выполнения задачи первого этапа были опробованы различные методы машинного обучения для проведения анализа важности признаков. В результате была выбрана модель линейной регрессии, показавшая наилучший предсказательный эффект:

- достоверность классификации (Precision) — 90%;
- точность попаданий (Recall) — 60%.

Задача второго этапа пилотного проекта заключалась в исследовании влияния исходных параметров на сам факт попадания листа в целевой диапазон температур. Изученная выборка состояла из данных первого уровня ИВА, данных второго уровня АСУ ТП, данных логов управляющей модели SMS-Siemag и данных третьего уровня. На этом этапе были рассмотрены различные величины отклонений от целевой температуры (+480 °С): ±25 °С и ±40 °С. Значения этих отклонений определили эксперты завода, когда формировали гипотезу о причинах брака. Положительные и отрицательные отклонения каждого типа рассматривались отдельно.

В итоговой обучающей выборке, после удаления малозначимых (отсеянных на первом этапе) и редких характеристик, осталось 197 различных параметров.



На предыдущем этапе анализа данных большее внимание было уделено моделированию процесса охлаждения и построению регрессионных моделей. Теперь же задача решалась посредством классификации (прогноза возникновения брака) по различным сценариям:

- классы +25 °С, -25 °С, +40 °С, -40 °С без объединения и удачные охлаждения;
- классы +25 °С, -25 °С и удачные охлаждения;
- классы +40 °С, -40 °С и удачные охлаждения.

Лучшим из опробованных методов оказался метод XGBoost:

- достоверность классификации (Precision) — 98,8%;
- точность попаданий (Recall) — 42,1%.

Эти параметры в дальнейшем можно улучшить благодаря обучению модели на новых данных в процессе использования.

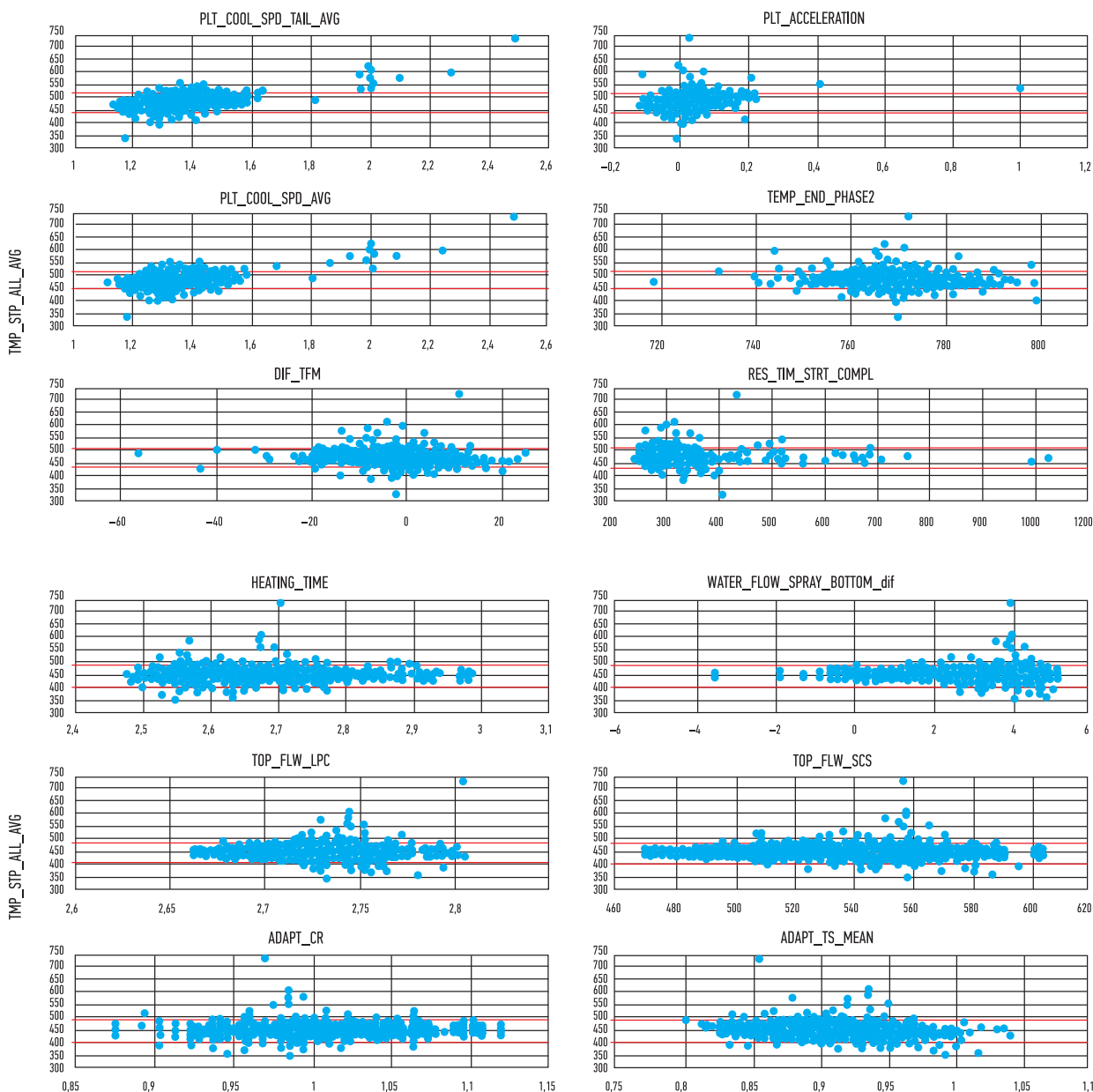
**РЕЗУЛЬТАТ, ОПРАВДАВШИЙ ОЖИДАНИЯ**

В итоге компания «Техносерв» смогла предложить заводу продукт, реализующий следующие функции:

- обработка данных по параметрам металлических слябов в процессе раскатки;
- анализ задания на охлаждение листа, выставляемого в УКО;
- определение брака по итогам охлаждения благодаря оценке вышеперечисленных ключевых параметров.

Аналитическая модель способна практически со 100%-ной вероятностью определять 42% брака (из тех 5%, о которых шла речь в начале статьи), что в перспективе может привести к экономии более 10 млн руб. с каждой партии металлических листов.

**РИС. 2. ▾**  
Графики зависимости температуры от признаков, оказывающих наибольшее влияние



**ЭФФЕКТИВНОСТЬ И ЦЕЛЕСООБРАЗНОСТЬ ПРИМЕНЕНИЯ**

Пилотный проект на данный момент завершен. Благодаря ему был разработан новый программный продукт, по сути — готовое ядро промышленной системы, способной в случае высокой вероятности брака самостоятельно выставлять нужные параметры охлаждения. Теперь на очереди стоит создание полноценной системы, т. е. законченного комплексного решения, которое можно будет тиражировать на предприятия данного типа.

На самом деле, производственная информационная система будет иметь ценность только в том случае, если обеспечит автоматизацию всех этапов решения задачи:

- сбор данных с оборудования в реальном времени;
- предварительная подготовка и очистка собранных данных;
- выполнение аналитики с использованием разработанной модели;
- дообучение модели;
- интерфейс (управляющее воздействие и обратная связь с промышленным оборудованием, интерактивное взаимодействие с оператором и т. п.).

Компания «Техносерв» спроектировала подобную систему, и в следующем разделе приведено краткое описание ее структуры и назначения отдельных подсистем.

**КОМПЛЕКСНАЯ СИСТЕМА НА БАЗЕ РАЗРАБОТАННЫХ МЕТОДОВ**

Логическая схема системы представлена на рис. 3.

Система объединяет три уровня: предприятия, передачи данных и процессинга.

На уровне предприятия расположены производственные мощности, т. е. сам объект управления (в нашем случае МКС-5000) и оператор, работающий с системой. Данные с объекта управления собираются по каналам АСУ ТП, а также с использованием технологий промышленного «Интернета вещей» (Industrial Internet of Things, IIoT).

Сбор данных производится в реальном времени, затем они агрегируются специальным шлюзом и передаются посредством защищенного сетевого соединения через уровень передачи данных на уровень обработки (процессинга).

Хочется отметить, что решение сознательно было спроектировано таким образом, чтобы сделать его максимально гибким и независимым от информационной инфраструктуры предприятия. Для этого сетевой уровень может быть представлен любой глобальной сетью внешнего оператора связи, а уровень процессинга — облачным сервисом. Хотя весь комплекс можно реализовать на самом предприятии.

На уровне процессинга, в безопасном и отказоустойчивом облаке, размещается кластер «озера данных» (Data Lake), куда стекаются все собранные с объекта управления данные. Отличие такого подхода к хранению данных от традиционного в том, что он позволяет более эластично и быстро проводить манипуляции по очистке данных и динамическому изменению модели данных, что в рамках огромного потока разнородной информации является несомненным преимуществом.

С «озером данных» взаимодействует описанный выше про-

граммный продукт — для построения прогнозов и самостоятельного дообучения модели (обучение без учителя). Результат прогноза затем используется в подсистеме мониторинга и управления для взаимодействия с объектом управления и оператором: корректировки работы оборудования, отображения различного рода оповещений и другими функциями системы мониторинга.

На схеме (рис. 3) подчеркнута роль подсистемы информационной безопасности. Важно обеспечить безопасность на всех уровнях, поскольку любая дискредитация данных повлечет за собой ошибки в работе системы, цена которых высока и может измеряться десятками миллионов рублей.

Проектирование представленного на схеме комплекса полностью завершено, и мы надеемся, что скоро сможем реализовать все изложенные в данной статье идеи на практике. Это позволит еще раз испытать на прочность «сквозные» технологии. ●

**РИС. 3. ▼** Логическая схема целевой комплексной системы предиктивного анализа

