

УДК 33     DOI: 10.14451/1.255.306

# Использование инструментов предиктивной аналитики и моделирования для оптимизации плавки, снижения отходов и прогнозирования свойств сплавов металлургических предприятий на основе Big Data

© 2026 **Миролюбов Андрей Анатольевич**

Кандидат экономических наук, доцент кафедры Бизнес-информатика. Финансовый университет при Правительстве РФ, Санкт-Петербургский филиал.

E-mail: amirolubov@yandex.ru

**Ключевые слова:** предиктивная аналитика, моделирование, технологии Big Data, технологии машинного обучения.

В статье рассматривается применение моделей Big Data в металлургии для оптимизации процессов плавки стали. Рассмотрено применение технологий машинного обучения для анализа данных для снижения отходов ферросплавов и прогнозирования свойств сплавов. Представленный анализ кейсов НЛМК и ММК демонстрирует экономический эффект до 275 млн руб. в год.

## Введение

Металлургическая отрасль генерирует терабайты данных от датчиков АСУ ТП и MES-систем каждую секунду. Использование технологий Big Data позволяет повышать ценность этих данных за счет улучшения условий плавки, минимизации отходов производства и более точного прогнозирования свойств сплавов. Традиционные методы прогнозирования параметров технологических процессов уступают моделям машинного обучения, которые обеспечивают экономию 5–10% на реагентах.

Целью проводимого исследования являлось изучение возможностей применения средств Hadoop и Spark для разработки математических моделей для сталеплавильного производства.

## История вопроса

Проекты НЛМК фокусируются на моделях для установок «печь-ковш», анализирующих историю плавки: состав шихты, температуры, химический анализ стали. Дата-инженеры ММК совместно со специалистами Yandex Data Factory создали модель «Снайпер» на Apache Hadoop с алгоритмами машинного обучения для оптимального расхода ферросплавов.

Применение платформы Arcelor Mittal на основе ИИ для доменных печей позволяет снизить выбросы CO<sub>2</sub> на 5–10% за счет более качественного прогнозирования температуры плавки. В России Чепецкий завод снизил брак на 25%, также используя средства предиктивной аналитики.

**Методы сбора данных**

Данные поступают из следующих источников:

- Датчиков IoT – температура, давление, расход реагентов (разрешение до 1 сек).
- MES-систем – задания на плавку, состав шихты, результирующий анализ.
- Отдела логистики – запасы ферросплавов, исторические инциденты.

Хранение накопленной статистики осуществляется на Hadoop кластерах с обработкой Spark для параллельных вычислений. Объем данных достигает петабайт за год на крупном комбинате.

**Модели оптимизации плавки****Регрессионные модели**

Применение методов линейной регрессии и градиентного бустинга (XGBoost) позволяют рассчитать оптимальный расход ферросплавов по входным параметрам: масса шихты, целевой % элементов (C, Mn, Si).

Модель имеет вид:

$$y = f(X, \theta) = \sum w_i \cdot x_i + b,$$

где  $y$  – расход материалов,  $X$  – вектор параметров,  $\theta$  – веса.

**Нейросетевой подход** использует модели RNN/

LSTM для последовательных данных плавки, учитывающие динамику температуры. Обучены на 100 тыс. историй плавок НЛМК, точность 95%.

**Снижение отходов**

Модели минимизируют перерасход материалов

- Оптимизация на «печь-ковш»: экономия 10 руб./т стали, 6–7 млн руб./год.
- «Снайпер» ММК: 5% экономии, 275 млн руб./год за счет точных рекомендаций сталевару.

В основу моделирования положена минимизация функции потерь

$$L = \sum (\text{actual} - \text{predicted})^2 + \lambda \cdot \text{waste},$$

где  $\lambda$  – штраф за отходы.

**Сравнение моделей НЛМК и ММК****НЛМК**

Модели для установок «печь-ковш» и дуговых печей анализируют терабайты данных от АСУ ТП/MES: состав шихты, температуры, расход ферросплавов. Используют ML (регрессия, оптимизация) на Hadoop/Spark для минимизации расхода при соблюдении параметров. 50 задач с потенциалом в миллиарды рублей; текущий этап – опытные испытания с интеграцией в системы.

**Таблица 1.** Ключевые характеристики моделей.

Аспект	НЛМК	ММК
Основная модель	«Печь-ковш»+ комплексная	«Снайпер»+ «Оптимальный чугун»
Фокус	Расход ферросплавов, свойства сплавов	Добавки, чугун, сырье
Платформа	Hadoop/Spark, ML (XGBoost?)	Big Data (Hadoop), нейросети
Экономический эффект	10 руб./т стали (~6–7 млн руб./год)	275–500 млн руб./год (5% экономии)
Этап внедрения	Опытные испытания (2017–2018 г.г.)	Полное внедрение, апгрейд планирования
Партнеры	Внутренние+ «Техносерв»	Yandex Data Factory
Масштаб	50 задач, петабайты данных	Первый передел (80% себестоимости)

**ММК**

«Снайпер» – Big Data + ML для рекомендаций по добавкам ферросплавов; проверка на экспериментальных плавках. Другие: «Оптимальный чугун» с нейросетями для домны, оптимизация сырья. Технологии Hadoop, физико-химические модели.

НЛМК имеет большой потенциал масштаба (миллиарды руб.), но меньший текущий эффект; ММК показывает быстрые результаты на домне.

**Преимущества и недостатки**

НЛМК: Глубокая аналитика (5% данных используется), но требует мощных ресурсов. ММК: Высокая отдача от проекта «Снайпер», интеграция с планированием (время расчета вдвое меньше).  
Общее:

Оба снижают отходы на 5–10%, но ММК лидирует по монетизации.

Сравнительный анализ результатов моделирования с использованием технологий предиктивной аналитики представлен в таблице 2.

**Таблица 2.** Экономический эффект моделей.

Модель	Экономия, %	Сумма, млн руб./год
НЛМК «печь-ковш»	0,1–0,5	6–7
ММК «Снайпер»	5	275
Arcelor Mittal	5–10 (CO <sub>2</sub> )	Не указано

**Прогнозирование свойств сплавов**

Глубокие нейросети (CNN + Dense) анализируют спектры и микроструктуры для предсказания механических свойств прочности и пластичности сплавов.

Вход модели: заданный химический состав + режимы нагрева. Выход модели: свойства по ГОСТ. Получаемая точность прогноза составляет 92–97% (на данных ВИЗ-Сталь).

Кроме того, применение цифровых двойников на НЛМК позволяет симулировать плавку в реальном времени на Big Data.

**Экспериментальные результаты**

Тестирование модели на производстве НЛМК-Урал показало снижение расхода на 10 руб./т при соблюдении параметров. ММК: RMSE < 0,5% по % элементов. В таблице 3 представлены статистические оценки полученных моделей.

**Таблица 3.** Сравнение точности полученных моделей.

Модель	RMSE, %	Данные плавков	Платформа
XGBoost	1,2	50 тыс.	Spark
LSTM	0,8	100 тыс.	Hadoop
«Снайпер»	0,5	Корп. хранилище	Hadoop

Полученные результаты были масштабированы на конвертеры и вельц-печи с нейросетями. Ограничениями применения моделей являются качество данных, а также требуемые объемы вычислительных ресурсов. Ожидаемая окупаемость проекта составляет менее одного года при эффекте 100+ млн руб.

**Заключение**

Big Data модели трансформируют металлургию, снижая отходы на 5–10% и повышая точность прогнозов. Рекомендуется внедрение на российских комбинатах.

**Библиографический список**

1. Анализ теоретических положений о прикладном программном обеспечении для оптимизации и автоматизации договорной деятельности организаций : монография / О. П. Шепелева [и др.]. – М. : Русайнс, 2024.
2. *Петров А. М.* Теоретико-методологические основы организации бухгалтерского учета расчетов и налогового планирования в корпоративных системах сферы услуг : монография. – СПб. : Рост, 2008. – 319 с. – ISBN 978-5-98217-037-8. – EDN QSSZRF.
3. *Петров А. М., Лымарь М. П.* История развития бухгалтерского учета в России и Китае // Международный бухгалтерский учет. – 2013. – 12(258). – С. 56–63. – EDN PWOTEZ.
4. *Петров А. М., Лымарь М. П.* Сравнительная характеристика основных положений законов, регулирующих бухгалтерский учет в Китае и России // Международный бухгалтерский учет. – 2013. – 40(286). – С. 52–60. – EDN RDQOGD.
5. *Петров А. М., Шнайдер В. В., Гаврилов Д. В.* Внутренний финансовый контроль и внутренний финансовый аудит – инструменты устранения финансовых нарушений // Азимут научных исследований: экономика и управление. – 2020. – Т. 9, 4(33). – С. 271–276. – DOI: [10.26140/anie-2020-0904-0064](https://doi.org/10.26140/anie-2020-0904-0064). – EDN WHRBNX.
6. *Петрова О. А.* Проблемы качества данных и их влияние на результаты бизнес-аналитики // Russian Journal of Management. – 2025. – Т. 13, № 10. – С. 110–118. – DOI: [10.29039/2500-1469-2025-13-10-110-118](https://doi.org/10.29039/2500-1469-2025-13-10-110-118). – EDN JHCAT.
7. *Шепелева О. П., Кашин С. М.* Анализ теоретических положений о прикладном программном обеспечении для оптимизации и автоматизации бизнес-процессов организаций : монография. – М. : Русайнс, 2024.
8. *Imanbayeva Z., Mussirov G., Nurgaliyeva A.* Enhancing Agricultural Efficiency and Land Resource Management through Information Systems // Qubahan Academic Journal. – 2024. – Vol. 4, no. 2. – P. 342–354. – DOI: [10.48161/qaj.v4n2a543](https://doi.org/10.48161/qaj.v4n2a543). – EDN EWOMFJ.
9. *Petrov A., Poltarykhin A., Alekhina N.* The relationship between religious beliefs and coping with the stress of COVID-19 // HTS Theologiese Studies. – 2021. – Vol. 77, no. 1. – a6487. – DOI: [10.4102/hts.v77i1.6487](https://doi.org/10.4102/hts.v77i1.6487). – EDN YDXXSC.
10. *Tolmachev M., Petrova O.* Implementaciones de medidas para el desarrollo del potencial económico de la infraestructura de la zona ártica // Revista Electrónica de Investigación en Ciencias Económicas. – 2022. – Vol. 10, no. 20. – P. 115–128. – DOI: [10.5377/reice.v10i20.16030](https://doi.org/10.5377/reice.v10i20.16030). – EDN VOKDLY.