

DOI 10.23859/1994-0637-2017-1-76-5
УДК 004.89, 162-83-52, 621.771, 621.313

© Кожевников А.В., Илатовский И.С., Соловьева О.И., 2017

Кожевников Александр Вячеславович
Кандидат технических наук, доцент,
Череповецкий государственный университет
(Череповец, Россия)
E-mail: avk7777@bk.ru

Kozhevnikov Aleksandr Vyacheslavovich
PhD (Technology), Associate Professor,
Cherepovets State University
(Cherepovets, Russia)
E-mail: avk7777@bk.ru

Илатовский Иван Сергеевич
Инженер, ПАО «Северсталь»
(Череповец, Россия)
E-mail: is.ilatovskii@severstal.com

Ilatovsky Ivan Sergeyevich
Engineer of PJSC "Severstal"
(Cherepovets, Russia)
E-mail: is.ilatovskii@severstal.com

Соловьева Ольга Ивановна
Кандидат технических наук, доцент,
Череповецкий государственный университет
(Череповец, Россия)
E-mail: russkaja_87@mail.ru

Solovyova Olga Ivanovna
PhD (Technology), Associate Professor,
Cherepovets State University
(Cherepovets, Russia)
E-mail: russkaja_87@mail.ru

**ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ
МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В РАМКАХ
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ
ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМ
ПРОКАТНОГО ПРОИЗВОДСТВА**

**USE OF MACHINE LEARNING
IN THE FORECASTING OF
ELECTROMECHANICAL ROLLING
PRODUCTION SYSTEMS
CONDITIONS**

Аннотация. Проведен анализ терминов «интернет вещей» и «машинное обучение» применительно к объектам инженерной производственной деятельности. Показана актуальность разработки систем прогнозной аналитики для электромеханических систем листопрокатного производства. Предложена методика разработки систем машинного обучения на примере электромеханической системы прокатного стана. Проведение косвенных экспериментов на математической модели обеспечило высокую достоверность прогноза возникновения неисправностей данной системы.

Abstract. The analysis of the terms "Internet of things" and "machine learning" in relation to the engineering production activities is provided. The urgency of developing predictive analytics systems for Electromechanical systems of rolling production is proven. A method for developing systems for machine learning on the example of Electromechanical system of the rolling mill is suggested. Indirect experiments on the mathematical model provided a high accuracy of prediction of malfunctions of the system.

Ключевые слова. Интернет вещей, машинное обучение, прогнозная аналитика технических систем, моделирование электропривода, прогнозирование состояния электромеханических систем прокатного производства, линейная теория накопления повреждений, нейро-нечеткие алгоритмы.

Key words. The internet of things, machine learning, predictive analytics of technical systems, modeling of the actuator, forecasting of the condition of electromechanical rolling systems, linear theory of damage accumulation, neuro-fuzzy algorithms.

Введение

В последние 5–7 лет в нашу жизнь глобально вошли новые термины, обозначающие степень информатизации нашей жизни. Это, например, «социальная сеть –

social network», «интернет вещей – *Internet of things*» и др. Приведенные термины обозначают, по сути, новые подходы работы с данными и информацией для общения внутри социума и с внешней средой. Однако в технической инженерной среде эти термины широко не применяются. Начиная с 2011–2012 гг. ведущими мировыми аналитиками (*Gartner, Forrester, IDS, McKinsey*) направление работы с информацией “*Big Data*” в рамках прогнозной аналитики признано основным трендом мирового развития инноваций и повышения производительности.

Термин “*Big Data*” является синонимом термина «машинное обучение – *machine learning*» и, с точки зрения инженерного подхода, обозначает систему подходов и методов анализа статистики с помощью ЭВМ, позволяющих получать требуемую информацию из имеющихся данных (по сути автоматизированный аналог регрессионного анализа).

Если интерпретировать термин «интернет вещей» под технические задачи, то его значение можно определить как концепцию вычислительной сети физических объектов («вещей»), оснащенных встроенными технологиями для взаимодействия друг с другом или соответственно с внешней средой.

В настоящее время на современных отечественных и зарубежных промышленных производствах структура работы с данными (промышленный «интернет вещей») выглядит следующим образом:

1. Сбор данных со всех возможных датчиков и сенсоров, которыми оснащены основные технологические процессы и оборудование (данная функция является компетенцией дирекции по ремонтам).
2. Хранение полученных данных на серверах и формирование базы данных (компетенции ИТ-подразделений промышленных предприятий).
3. Управление производственными процессами, стабильностью технологического процесса и эффективностью работы оборудования с помощью автоматизированных систем управления.

В вышеописанной ситуации возможна аналитика и обработка только той информации, которая уже собрана, а также выявление определенных тенденций повторяемости событий и принятие организационных и стратегических решений, например, в области ремонтно-сервисного обслуживания оборудования.

Основным недостатком существующей системы работы с данными на промышленных производствах является отсутствие элементов «машинного обучения» и прогнозной аналитики в системе технического «интернета вещей». По оценке экспертов *Harvard Business Review* и *McKinsey* компании, использующие данные подходы, на 5 % более производительны и на 6 % более прибыльны, чем конкуренты.

«Машинное обучение» является одним из современных методов статистической обработки и анализа данных, и, в отличие от традиционно применяемого регрессионного анализа (результатом которого является линейная зависимость с подобранными коэффициентами), данный метод можно использовать для сложных, динамических и слабоизученных процессов с большим количеством параметров (результатом «машинного обучения» является не формула, а алгоритм расчета выходной величины).

Сегодня «машинное обучение» используют для создания следующих аналитических систем прогнозирования:

- качества продукции;
- поломок и отказов;
- хода технологического процесса;
- экономических показателей (например, цены и спроса).

Одним из основных условий реализации внедрения технологий «интернета вещей» и «машинного обучения» на производстве является достаточно сложный и долгий процесс математического моделирования процесса и/или объекта. После создания математической модели задачу управления рассматриваемым процессом можно решить двумя путями:

1) *экспертный анализ* (вручную) путем перебора различных вариантов значений параметров процесса и определения наиболее подходящего;

2) *автоматически* (методами математической оптимизации) за счет автоматического поиска значений параметров процесса или объекта с помощью ЭВМ, которые удовлетворяют заданному условию.

К методам математической оптимизации в методах машинного обучения относятся: нейронные сети, деревья решений, методы комбинаторной оптимизации (генетические алгоритмы), методы нулевого, первого и второго порядка и др.

Актуальность «интернета вещей» и «машинного обучения» в прогнозной аналитике привело к разработке специализированных программных продуктов под потенциального заказчика. Перечень наиболее распространенных бесплатных программных продуктов для реализации методов машинного обучения на отечественном и зарубежном рынке представлен в таблице.

Таблица

Бесплатные программные продукты

Программный продукт	Разработчик	Используемые методы машинного обучения
R language	The University of Auckland	Все алгоритмы
Python	Guido van Rossum	Все алгоритмы
TensorFlow	Google	Нейронные сети
KNIME Analytics Platform	KNIME	Все алгоритмы

Коммерческими продуктами в области программного обеспечения занимаются такие мировые компании-разработчики, как: SAP, IBM, SAS, NeuroDimension и др. Разработка систем прогнозной аналитики в области оценки и прогноза качества, состояния оборудования, аварийности технических систем актуальна для предприятий металлургической отрасли, в частности для ПАО «Северсталь», в рамках реализации стратегических задач снижения производственных издержек. Кроме этого актуальна проработка вопроса об импортозамещении программных продуктов в сфере «интернета вещей» и «машинного обучения» инженерно-технической направленности.

Постановка задачи. Ниже представлен пример подхода в рамках применения технологий «интернета вещей» и «машинного обучения» для разработки системы прогнозирования состояния электромеханических систем (приводов) металлургического прокатного производства. Условия эксплуатации электромеханических систем в прокатном производстве характеризуются нестабильностью, что связано с рядом факторов:

- широкий сортамент выпускаемой продукции;
- значительные перепады температур, влияющие на ток нагрузки:

$$I = \frac{U}{R(1 + \alpha(t_2 - t_1))},$$

где U – напряжение питания двигателя; R – сопротивление изоляции обмоток; α – коэффициент теплоотдачи; t_1 – базовая температура двигателя; t_2 – фактическая температура двигателя;

- ударные нагрузки на оборудование;
- резкие изменения моментов инерции;
- наличие дефектов от предыдущих переделов;
- влияние человеческого фактора.

В качестве объекта исследования рассмотрены приводные системы промежуточных рольгангов стана «2000» ЛПЦ-2 ЧерМК ПАО «Северсталь». При рассмотрении режимов работы приводов рольгангов стана «2000» видны значительные ударные нагрузки и резкие изменения скорости вращения двигателя, приводящие к износу как механической, так и электрической частей привода (рис. 1).

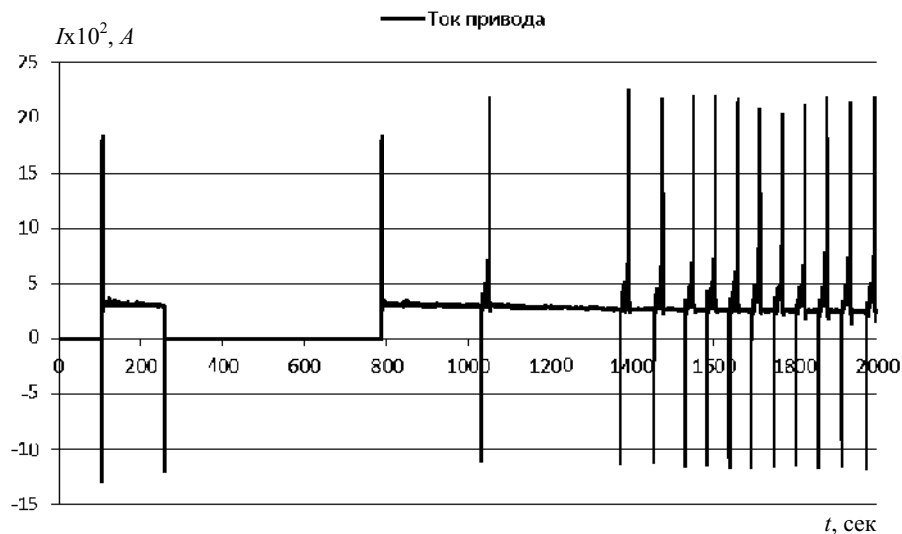


Рис. 1. Типичный режим работы привода роликовой секции рольганга стана «2000» ЛПЦ-2 ПАО «Северсталь»

Реализация машинного обучения. Учитывая объективно существующую неопределенность, неполноту и нечеткость информации об объекте, при разработке базы знаний и механизмов вывода разрабатываемых экспертных систем целесообразно использовать аппарат нейро-нечеткой логики, позволяющий объективно оценить техническое состояние и более обоснованно принимать решения по управлению ремонтом оборудования.

Последовательность создания системы прогнозирования:

1. Анализ проблемы оценки состояния металлургического оборудования.
2. Разработка математической модели и метода оценки состояния оборудования на основе параметров процесса производства и статистических данных об отказах узлов с использованием аппарата нейро-нечеткой логики.
3. Разработка алгоритмического обеспечения системы оценки состояния оборудования.
4. Проведение экспериментальных исследований метода и алгоритмов оценки состояния оборудования.

Как было сказано выше, основным условием для реализации «машинного обучения» является математическое моделирование, в данном случае создание адекватной модели электромеханической системы промежуточного рольганга. На рис. 2 показана структурная схема модели электропривода рольганга в среде *MATLAB Simulink*.

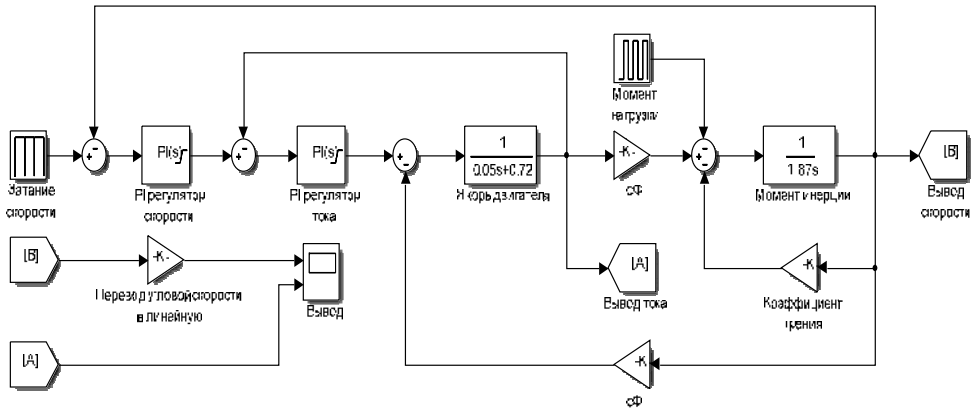


Рис. 2. Модель электропривода рольганга в *MATLAB Simulink*

При использовании модели в рамках «машинного обучения» разница между значениями контролируемых параметров, получаемых от математической модели и реального объекта (при одинаковых входных данных), позволяет судить о месте возникновения и степени износа или повреждения в текущий момент времени. Однако использование модели в «чистом виде» позволяет получить только моментальное значение полученного износа (повреждения), поэтому дополнительно необходимо использовать метод накопления повреждений. Таким образом, можно получить развитие накопленных повреждений в динамике. На графике слева (рис. 3) отображено соотношение степени разрушения объекта ($\omega = 1 - \text{абсолютное}$) от относительного количества циклов (N) нагружения. Используя линейную теорию накопления повреждений (суммируя фактические отклонения измеренных данных от математической модели), можно получить изменение остаточного ресурса контролируемого оборудования, своевременно выявить неисправные или близкие к выходу из строя элементы и принять необходимые меры для предотвращения поломки всей системы. Такая информация поможет при принятии стратегии дальнейшей эксплуатации и разработке графика обслуживания и проведения ремонтов.

В результате проведенного статистического анализа входных переменных для разработки нечеткой модели оценки состояния оборудования промежуточных рольгангов стана «2000» доказано отсутствие корреляционной зависимости большинства переменных, а также периодическое отсутствие информации об их значениях, связанное со сбоями в работе оборудования и человеческим фактором на производстве. Таким образом, принятое решение об использовании аппарата нечеткой логики для определения остаточного ресурса электропривода аргументировано.

Моделированию подлежит появление отказов оборудования, представляющее собой сложный случайный процесс с несколькими взаимосвязанными входными переменными и одной выходной. Для реализации механизма прогнозирования в предлагаемой модели использованы нейро-нечеткие сети, позволяющие автоматиче-

ски синтезировать экспериментальные данные, так как архитектура нейро-нечеткой сети изоморфна нечеткой базе знаний. Для реализации выбран нечеткий контроллер. Более подробная информация о создании модели нечеткого контроллера представлена в работах [1], [2].

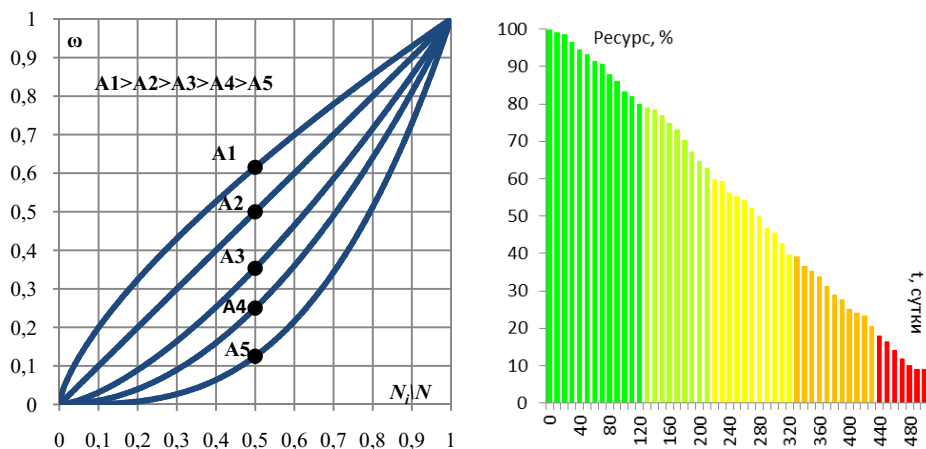


Рис. 3. Графическое отображение применения линейной теории накопления повреждений (диаграммы слева) и изменение остаточного ресурса (диаграммы справа), ресурс уменьшается с ростом накопления повреждений

Процедура обучения нечеткой модели оценки износа электропривода осуществлена через *ANFIS*-редактор (*Adaptive-Neuro-Based Fuzzy Inference System*, адаптивная сеть нейро-нечеткого вывода), входящего в состав *Fuzzy Logic Toolbox* программного комплекса *MATLAB*.

Для обучения системы используется 2 входные переменные (скорость, ток якоря) и одна выходная переменная (моментальная нагрузка на привод ролика или, по-другому, значение моментального износа). Количество эпох обучения производится до тех пор, пока не прекратится уменьшение ошибки, в рассматриваемом случае – 4000 эпох. В результате сформировано девять правил соотношения переменных. После обучения системы и ее проверки ошибка оказалась меньше 0,01 %. Далее для накопления ошибки в течение рабочего периода была разработана модель линейного накопления повреждений.

С целью проверки достоверности разработанной модели прогнозирования степени износа (отказа) роликовой секции проведен корреляционно-регрессионный анализ данных прогнозирования (Y – степень износа, %) с предшествующими статистическими данными по отказам (X – стойкость, время, прошедшее до отказа). Массив (база) данных обучения содержит 864860 наблюдений (январь 2016 года) по первой роликовой секции промежуточного рольганга стана «2000» ПАО «Северсталь».

Модель прогнозирования состояния электромеханической системы привода отводящего рольганга стана «2000» ЛПЦ-2 ЧерМК ПАО «Северсталь», обученная на периоде в 16,7 мин., дала достоверный прогноз на период работы привода рольганга в 12 часов и показала износ первой роликовой секции на уровне 4–5 %. При этом максимальная ошибка составила 0,2 %, а коэффициент корреляции – 0,999.

Выводы

1. Разработан инженерный подход по созданию структуры сети при обработке данных электромеханической системы прокатного металлургического производства “*Internet of things*”, включающий в себя разработку математической модели и применение теории линейного накопления повреждений.
2. Разработан интеллектуальный метод оценки состояния оборудования, отличающийся точностью прогнозирования отказов оборудования в процессе эксплуатации.
3. На базе разработанной модели и алгоритмов ее работы может быть построена система прогнозирования и диагностики состояния ролланговых систем прокатного стана, реализующая рассматриваемые принципы и подходы «машинного обучения».

Литература

1. Кожевников А.В., Соловьева О.И. Разработка методики прогнозирования состояния сталеразливочного оборудования на основе нечеткого управления // Металлургические процессы и оборудование. 2014. №2(36) 06/2014. С. 43–51.
2. Кожевников А.В., Соловьева О.И. Методика оптимизации планирования ремонтных работ МНЛЗ на основе нечеткого прогнозирования фактического состояния оборудования // Проблемы черной металлургии и материаловедения. 2014. №2. С. 94–100.

Reference

1. Kozhevnikov A.V., Solov'eva O.I. Razrabotka metodiki prognozirovaniia sostoianiia stale-razlivochnogo oborudovaniia na osnove nechetkogo upravleniia [Development of methods to predict the state of steel teeming equipment based on fuzzy control]. *Metallurgicheskie protsessy i oborudovanie* [Metallurgical processes and equipment], 2014, no. 2(36) 06/2014, pp. 43–51.
2. Kozhevnikov A.V., Solov'eva O.I. Metodika optimizatsii planirovaniia remontnykh rabot MNLZ na osnove nechetkogo prognozirovaniia fakticheskogo sostoianiia oborudovaniia [Methods of optimizing the planning of repairs caster based on fuzzy prediction of the actual condition of the equipment]. *Problemy chernoi metallurgii i materialovedeniia* [Problems of ferrous metallurgy and materials science], 2014, no. 2, pp. 94–100.

Кожевников А.В., Илатовский И.С., Соловьева О.И. Применение методов машинного обучения в рамках прогнозирования состояния электромеханических систем прокатного производства // Вестник Череповецкого государственного университета. 2017. №1. С. 33–39.

For citation: Kojevnikov A.V., Ilatovsky I.S., Solovyova O.I. Use of machine learning in the forecasting of electromechanical rolling production systems conditions. *Bulletin of the Cherepovets State University*, 2017, no. 1, pp. 33–39.