

В предлагаемой виртуальной лаборатории вариативность работы достигается с помощью присваивания студенту 6–10-значного кода, который используется для генерации псевдослучайных чисел, на основе которых выбираются не только параметры исследуемого электрического образца, но и его тип или материал. Таким образом каждый студент получает уникальный набор экспериментальных данных для последующей обработки.

Вторым важным фактором является возможность верификации экспериментальных данных, представленных на проверку преподавателю в отчете по лабораторным работам. Для этого все результаты измерений, проведенных на виртуальных работах, с указанием студентов, даты и времени выполнения хранятся на специальном сервере. В случае сомнения преподаватель всегда может сверить данные из отчета с результатами измерений.

Работа выполнена при поддержке гранта по программе развития СПбПУ в рамках образовательно-кадрового направления по лоту № 3 ДО «Разработка виртуальных лабораторных макетов для электрорадиоизмерений».

Литература

3. Сулейманов, Р. Н. Учебно-методический комплекс «Виртуальные лабораторные работы по физике» / Р. Н. Сулейманов, Д. Ш. Шакирова // EDCRUNCH Ural: новые образовательные технологии в вузе : материалы Междунар. науч.-метод. конф. (НОТВ-2017). – Екатеринбург : УрФУ, 2017. С. 469–474. – URL: <https://elar.urfu.ru/handle/10995/54322>.
4. URL: <https://sunspire.site/ru/>.

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В МЕТАЛЛУРГИИ: ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ ОХЛАЖДЕНИЯ СТАЛИ ШХ-15

И. В. Астапенко, А. И. Астапенко

Учреждение образования «Гомельский государственный технический университет имени П. О. Сухого», Республика Беларусь

В течение более раннего этапа проводимых работ было установлено, что наилучшей исходной структурой под сфероидизирующий отжиг при прокатке катанки из ШХ-сталей на проволочных станах является сорбит [1]. Для получения равномерной микроструктуры и стабильного ОБС, после анализа термокинетических диаграмм [2] превращения переохлажденного аустенита стали ШХ-15, был разработан усовершенствованный режим поточной термообработки: начальное поэтапное охлаждение водой до температуры 870 ± 20 °С в зоне виткообразователя и последующее охлаждение воздухом на роликовом конвейере вентиляторами с требуемой мощностью подачи. Начальная температура охлаждения в зоне виткообразователя была принята равной 870 ± 20 °С (точка A_{c3}) как наиболее оптимальная для формирования мелкодисперсной структуры без образования заметной карбидной сетки при разных скоростях охлаждения [3]. Температура переохлажденного аустенита в период распада 630 ± 20 °С во временном интервале движения по роликовому конвейеру воздушного охлаждения 15–80 с. При этом интенсивность охлаждения во время переохлаждения составила $\Delta T/\Delta t = 18\text{--}20$ °С/с [4].

Проведение исследований разделили на два этапа.

I этап – определение динамики охлаждения стали ШХ-15 на воздухе для образцов диаметров 13,5, 16,5 и 18,5 мм в интервале температур распада аустенита с формированием сорбита $870\text{--}550$ °С с выдержкой 15 минут. Далее помещались на ста-

ционный стенд и охлаждались при комнатной температуре с проведением видеозаписи. Показания температуры фиксировались цифровым пирометром IMPAC IGA 15 plus. Результаты исследования представлены на рис. 1.

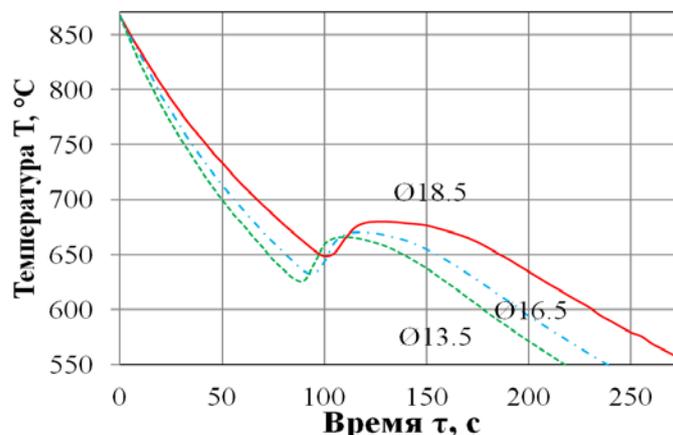


Рис. 1. Динамика охлаждения образцов

II этап – анализ результатов посредством искусственного интеллекта с выводом математической зависимости динамики охлаждения.

Для проведения II этапа исследования был разработан программный комплекс на языке Python, предназначенный для автоматизации процесса анализа данных об охлаждении металлических образцов, который отличается удобным и интуитивно понятным интерфейсом. Архитектура программного обеспечения включает несколько функциональных модулей: модуль загрузки и первичной обработки данных, модуль статистического анализа, а также модуль реализации методов машинного обучения, что обеспечивает комплексный и системный подход к решению поставленных задач.

Для прогнозирования динамики охлаждения были протестированы четыре различных алгоритма машинного обучения, представляющих разные подходы к решению задач прогнозирования. Среди них: дерево решений, позволяющее строить понятные и интерпретируемые модели; случайный лес как представитель групповых методов; линейная регрессия, являющаяся основным алгоритмом для решения задач прогнозирования; полиномиальная регрессия, способная учитывать сложные нелинейные зависимости в данных.

Качество работы каждой модели оценивалось по двум ключевым показателям. Коэффициент детерминации показывал, насколько точно модель описывает исходные данные и какую долю изменчивости целевой переменной она объясняет. Средняя абсолютная ошибка характеризовала среднюю величину расхождения между прогнозируемыми и фактическими значениями температуры, что позволяло оценить практическую точность прогноза в физических единицах измерения.

Было установлено, что диаметр образца (D) оказывает статистически значимое влияние на скорость и характер охлаждения, при этом данная зависимость носит сложный, нелинейный характер.

Проведенный сравнительный анализ выявил значительные различия в эффективности рассмотренных методов. Наилучшие результаты продемонстрировала полиномиальная регрессия (1), достигнутая точность которой составила 99,87 % (см. таблицу) при средней ошибке прогнозирования около 2,2. Столь высокие показатели свидетельствуют о том, что данная модель практически полностью описывает все

особенности технологического процесса и может использоваться для точного прогнозирования температурных режимов:

$$T = 0,5769D - 2,0706t + 0,0516Dt + 817,4697. \quad (1)$$

Линейная регрессия показала хорошие, но заметно более низкие результаты с точностью 98,14 % и средней ошибкой 7,87. Такой уровень точности может быть достаточным для предварительных расчетов, но недостаточен для задач, требующих высокой точности прогнозирования. Модели на основе дерева решений и случайного леса оказались наименее эффективными в данной задаче, показав точность на уровне 75–78 % со средней ошибкой около 18,8, что существенно ограничивает возможность их практического применения.

Таблица 1

Сравнение результатов разных алгоритмов машинного обучения

Оценка	Наименование модели на основе алгоритмов машинного обучения			
	Decision Tree regressor	Random Forest Regressor	Linear Regression	Polynomial Regression
R^2	0,7529	0,7845	0,9814	0,9987
MAE	18,86	18,8	7,8670	2,1621

Таким образом, можно сделать следующие выводы:

1. Выявлено преимущество полиномиальной регрессии, свидетельствующее о наличии сложных нелинейных зависимостей в процессе охлаждения металлических образцов. Эти зависимости не могут быть достаточно точно описаны с помощью линейных моделей или методов, основанных на деревьях решений.

2. Полученные результаты имеют важное практическое значение для металлургической промышленности, поскольку позволяют не только точно прогнозировать температурные режимы, но и глубже понимать физические закономерности процессов теплообмена в металлических образцах различной геометрии.

Литература

1. Совершенствование технологии сфероидизирующего отжига бунтового проката из подшипниковой стали / С. А. Савченко, И. А. Ковалева, И. В. Астапенко, А. Б. Сычков // Вестник Магнитогорского государственного технического университета имени Г. И. Носова. – 2025. – Т. 23, № 1. – С. 62–72. – DOI 10.18503/1995-2732-2025-23-1-62-72
2. Попова, Л. Е. Диаграммы превращения аустенита в сталях и бета-раствора в сплавах титана : справочник / Л. Е. Попова, А. А. Попов. – М. : Металлургия, 1991. – 503 с.
3. Особенности формирования мелкодисперстной структуры бунтового проката подшипниковой стали / С. А. Савченко, И. А. Ковалева, И. В. Астапенко, А. Б. Сычков // Черные металлы. – 2024. – № 4. – С. 65–73. – DOI 10.17580/chm.2024.04.05
4. Совершенствование технологического процесса производства подшипниковых марок стали на стане 370/150 / В. С. Путеев, С. А. Савченко, И. А. Панковец [и др.] // Литье и металлургия. – 2021. – № 3. – С. 65–73. – DOI 10.21122/1683-6065-2021-3-65-73