

Вестник Череповецкого государственного университета. 2023. № 1 (112). С. 39–46.
Cherepovets State University Bulletin, 2023, no. 1 (112), pp. 39–46.

Научная статья

УДК 519.67

<https://doi.org/10.23859/1994-0637-2023-1-112-3>

Регрессионная модель прогнозирования усвоения химического элемента при моделировании процесса легирования плавки

Алексей Александрович Краев^{1✉}, Евгений Валентинович Ершов²,
Игорь Андреевич Варфоломеев³

Череповецкий государственный университет,
Череповец, Россия

^{1✉}aakraev@chsu.ru,

²ershov_ev@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2888-4242>,

³igor.varf@gmail.com

Аннотация. В данной статье разработана регрессионная модель расчета коэффициента усвоения химического элемента в процессе легирования плавки стали. В результате разработки регрессионной модели и оценки коэффициентов выявлены взаимосвязь агрегата внепечной обработки стали и усвоения химического элемента в плавке. Применение модели на реальных данных сталеплавильного производства обеспечивает значительное повышение точности расчета усвоения химического элемента в плавке по сравнению с существующими подходами (до 82 %).

Ключевые слова: прогнозирование, регрессионный анализ, металлургия, модель машинного обучения, усвоение легирующих материалов, легирование стали

Для цитирования: Краев А. А., Ершов Е. В., Варфоломеев И. А. Регрессионная модель прогнозирования усвоения химического элемента при моделировании процесса легирования плавки // Вестник Череповецкого государственного университета. 2023. № 1 (112). С. 39–46..
<https://doi.org/10.23859/1994-0637-2023-1-112-3>.

Regression model for predicting the assimilation of chemical element in modeling the process of alloying melting

Alexey A. Kraev^{1✉}, Evgeny V. Ershov², Igor A. Varfolomeev³,
Cherepovets State University,

Cherepovets, Russia,

^{1✉}aakraev@chsu.ru,

²ershov_ev@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2888-4242>,

³igor.varf@gmail.com,

Abstract. In this article, a regression model has been developed for calculating the coefficient of assimilation of a chemical element in the process of alloying steel melting. As a result of the

regression model development and the evaluation of coefficients, the relationship between the unit of out-of-furnace steel processing and the assimilation of a chemical element in melting was revealed. Applying the model on real data of steelmaking production provides a significant increase in the accuracy of calculating the assimilation of a chemical element in melting compared to existing approaches (up to 82%).

Keywords: forecasting, regression analysis, metallurgy, machine learning model, assimilation of alloying materials, alloying of steel

For citation: Kraev A. A., Ershov E. V., Varfolomeev I. A. Regression model for predicting the assimilation of chemical element in modeling the process of alloying melting. *Cherepovets State University Bulletin*, 2023, no. 1 (112), pp. 39–46. (In Russ.). <https://doi.org/10.23859/1994-0637-2023-1-112-3>.

Введение

Одной из актуальных проблем современного металлургического производства является оптимизация технологического процесса легирования стали. Оптимальное распределение легирующих материалов, как по весу, так и по структуре, позволит получать сталь высочайшего качества и экономить ресурсы предприятия.

Легирование является обобщенным понятием для целого ряда технологических процедур. В металлургическом производстве легирование происходит путем введения в расплав стали или шихты дополнительных химических элементов. Так, например, в сталь добавляют хром, никель, молибден, вольфрам и т. д.

Легирующие материалы позволяют улучшить механические, физические и химические свойства сплава. Отдача легирующего материала производится на различных этапах получения металлического материала с целями повышения качества металлургической продукции¹. Необходимость использования того или иного легирующего материала обуславливается требованиями к заказу. Как следствие, сталь может содержать как один, так и несколько легирующих элементов, которые придают требуемые свойства плавке. При этом эффективность данного технологического процесса можно повысить, разработав программное обеспечение, реализующее расчет легирующих материалов на всех технологических этапах выплавки стали.

Одним из ключевых понятий в моделировании процесса легирования стали является усвоение химического элемента в плавке из навески легирующих материалов. Усвоение определяет, какая часть из содержащегося химического элемента перейдет в химический состав стали. Усвоение материала зависит от химического состава стали и технологии ее получения (температуры и т. д.). Часть химического элемента при навеске попросту выгорает либо же переходит в шлак. Следовательно, прогноз усвоения на основе статистических данных о работе агрегата внепечной обработки стали (ВОС) и регрессионного анализа позволит существенно повысить точность прогнозирования химического состава плавки.

¹ Коджаспиров Г. Е. Основы легирования стали. Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный политехнический университет, 2015. 263 с.

Основная часть

Любой легирующий материал не содержит химический элемент в чистом виде, он может состоять из одного или нескольких химических элементов, необходимых для легирования и примесей, что делает необходимым перевод веса материала на вес материала химического элемента. Помимо содержания элемента в материале отметим такую характеристику, как усвоение химического элемента из материала.

Прирост химического элемента пропорционален добавленному легирующему материалу, умноженному на усвоение, это позволяет спрогнозировать прирост содержания элемента в плавке и получить прогнозное значение содержания данного вещества.

Разработка регрессионной модели позволит получить сведения об усвоении химического элемента на основании статистической выборки с агрегата ВОС за краткосрочный период времени. Выбор модели множественной регрессии для решения задачи данной предметной области обусловлен необходимостью использовать в модели нескольких входных переменных, позволяющих увеличить долю объясненной дисперсии выходной переменной. Следовательно, улучшится соответствие прогнозных и реальных данных. Помимо этого, регрессионные модели не требуют больших вычислительных мощностей, это позволяет проводить индивидуальные расчеты практически в режиме реального времени.

Модель множественной регрессии применима в тех случаях, когда невозможно из множества входных переменных, влияющих на результирующий признак, выделить один ключевой фактор и возникает необходимость учитывать влияние нескольких факторных переменных. Основная задача множественной регрессии – построить модель с большим количеством входных факторов и определить влияние каждого из них как в отдельности, так и совокупное их воздействие на моделируемый показатель¹.

В задаче множественной регрессии необходимо определить функцию зависимости между входными и выходными данными. Рассмотрим пример расчета усвоения одного химического элемента в зависимости от отдачи химического элемента в килограммах на одном агрегате ВОС за два промежутка времени (рис. 1).

На приведенных выше графиках наблюдается тенденция к увеличению усвоения по мере увеличения отдачи легирующего материала, при этом зависимость с течением времени и смены агрегата ВОС меняется, что создает потребность в корректировке усвоения для каждого расчета отдачи материалов. Данная регрессионная модель будет обрабатывать выборку за краткосрочный промежуток времени с фильтрацией по агрегату ВОС.

Добавление в уравнение множественной регрессии того или иного набора факторных переменных продиктовано представлением разработчика о природе взаимосвязи моделируемого показателя с другими явлениями².

¹ Корчуганова М. А. Лабораторный практикум по дисциплине «Эконометрика». Томск: Томский политехнический университет, 2008. С. 15–23.

² Там же.

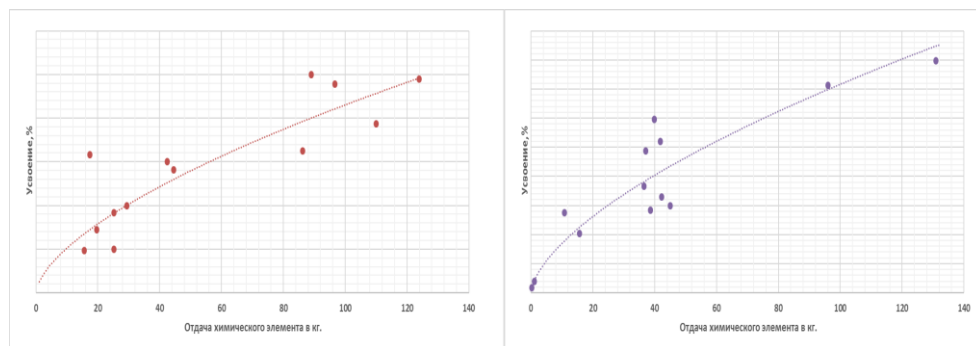


Рис. 1. Графики усвоения химического элемента

В качестве факторных переменных выступают: количество отданного на пробу химического анализа легирующего элемента в чистом виде, вес металла в сталь-ковше, вес шлака, химический анализ пробы шлака, температура плавки, температура ликвидуса, флаг агрегата ВОС (задается в виде значений 0 или 1) и т. д.

Запишем функцию зависимости в общем виде (1):

$$Y = f(x_1, \dots, x_n), \quad (1)$$

где x – количество химического элемента в килограммах, n – количество факторных переменных, $Y = f(x_1, \dots, x_n)$ – функция прогнозного усвоения в зависимости от отданного количества химического элемента в килограммах на пробу химического анализа.

Ряд факторных параметров в модели будут иметь нелинейную зависимость.

Решение задачи множественной регрессии состоит в выявлении произвольного члена и коэффициента, описываемых следующей функцией⁴ (2):

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^k a_i x_i + \sum_{j=1}^l a_j x_j^2 + \sum_{m=1}^n a_m x_m^3, \quad (2)$$

где k – количество факторов с линейной зависимостью, l – количество факторов с квадратичной зависимостью, n – количество факторов с кубической зависимостью.

Модель комбинируется с уравнением расчета веса химического элемента в зависимости от отдачи легирующих материалов и позволяет рассчитывать усвоения индивидуально для каждой плавки, тем самым увеличивая точность расчета рекомендации по отдаче легирующих материалов на плавку. Результаты сравнения прогнозного усвоения и фактического усвоения представлены на рис. 2.

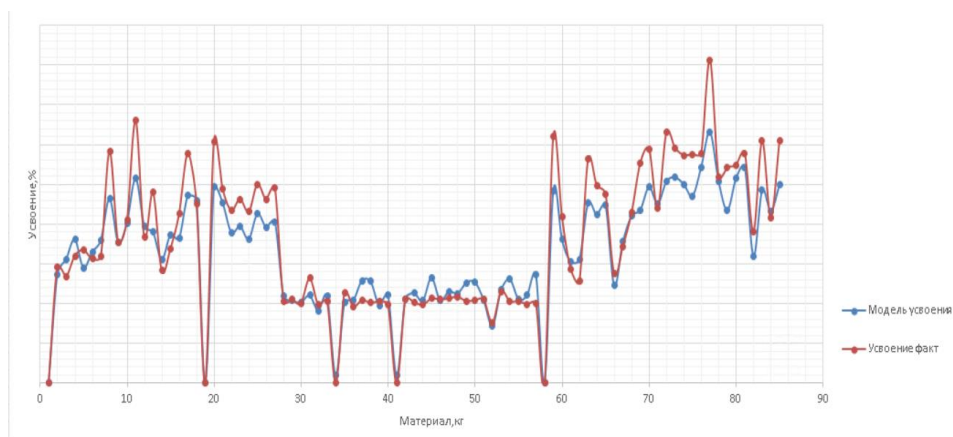


Рис. 2. Сравнение прогнозных и фактических данных

В ходе анализа графика можно сделать вывод, что показатель прогнозного усвоения минимально расходится с фактическими значениями практически на всем интервале приведенных значений усвоений за установленный временной период, основные расхождения наблюдаются в точках экстремума.

Результаты корреляции фактического и прогнозного усвоения представлены на рис. 3.

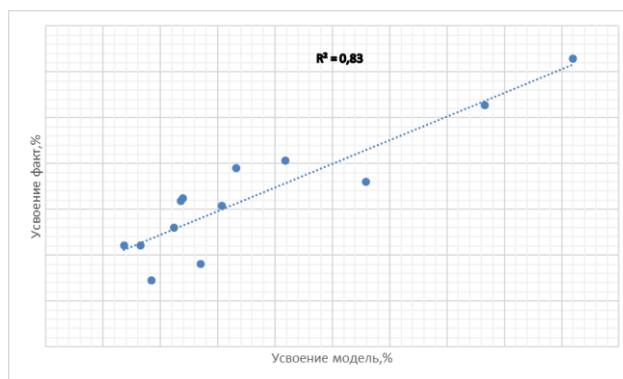


Рис. 3. Корреляция фактического и прогнозного усвоения

На графике представлено отношение прогнозного усвоения к фактическому, по данному графику была вычислена корреляция, которая составила 83 %.

На основе приведенной выше модели было спроектировано программное обеспечение (ПО), реализующее функционал модели усвоения. Разработанное программное обеспечение использует следующий алгоритм применения регрессионной модели усвоения:

- 1) формирование набора данных;

- 2) исключение из выборки значений, выходящих за пределы заданного доверительного интервала;
- 3) решение задачи множественной регрессии;
- 4) если решение входит в область значений доверительного интервала, то решение принимается, иначе – устанавливается константное значение;
- 5) применение прогнозного усвоения для расчета прогноза химического состава плавки;
- 6) шаг 2–6 выполняется для каждого из химических элементов, участвующих в легировании плавки;
- 7) выполнение расчетов в модели прогноза химического состава плавки.

Разработанное ПО позволит увеличить точность прогноза усвоения и, следовательно, сократить затраты на использование легирующих материалов за счет подбора наиболее выгодной структуры легирования и исключить их перерасход.

Программная реализация алгоритма выполнена на языке программирования C# в среде MS VisualStudio 2019, окно ввода параметров представлено на рис. 4.

Элемент	C	Mn	Si	Cr	Ni	Cu	Mo	Nb	V	Ti	Al	N	B	S	P
Мин	0,07	0,90	0,15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,03	0,00	0,00	0,02	0,01	0,01	0,01	0,02
Макс	0,10	1,10	0,25	0,20	0,20	0,20	0,08	0,05	0,02	0,02	0,05	0,02	0,02	0,02	0,02

Материал	MN1_KG	MN2_KG	KOKS_KG	SIMN_KG	SIC_KG	FESI_KG
Результат	40,00	0,00	15,00	4990,00	430,00	0,00

Рис. 4. Интерфейс ПО

В настоящее время программное обеспечение проходит тестирование на сталеплавильном производстве компании ПАО «Северсталь».

Выводы

Анализируя прогнозные данные усвоения на тестовой выборке, можно сделать следующие выводы: корреляция прогнозного значения составила 83 %.

Разработанная модель множественной регрессии позволяет обеспечить точность прогноза усвоения (до 82 %) и существенно улучшить точность рекомендации по добавлению легирующих материалов на любую марку стали, учитывая технологические особенности каждого передела.

Отличительным преимуществом моделей, использующих методы решающих деревьев, нейронных сетей и т. д., являются низкие требования к производительности персональных компьютеров. Это позволяет проводить индивидуальный расчет на каждую пробу химического анализа практически в режиме реального времени. Кроме того, стоит отметить простоту внесения новых факторов в модель и возможность работы с факторами, имеющими нелинейные зависимости.

Список источников

- Акулич И. Л. Задачи линейного программирования // Математическое программирование в примерах и задачах. Москва: Высшая школа, 1986. 319 с.
- Волкова Е. С., Гисин В. Б. Нечеткая линейная регрессия в модели роста технологических знаний // Вестник Финансового университета. 2015. № 5 (89). С. 97–104.
- Горчакова Д. А., Шабалов В. А. Регрессионная модель прогнозирования спроса на продукцию металлургической отрасли // Научная мысль. 2017. № 1 (23). С. 73–82.
- Канторович Л. В. Математические методы организации и планирования производства: репринтное издание. Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный университет, 2012. С. 7–13.
- Коджаспиров Г.Е. Основы легирования стали. Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный политехнический университет, 2015. 263 с.
- Колобов А. В., Варфоломеев И. А. Повышение эффективности бизнес-системы предприятия на основе применения цифровых инструментов в металлургии // Сталь. 2020. №10. С. 69–73.
- Корчуганова М. А. Лабораторный практикум по дисциплине «Эконометрика». Томск: Томский политехнический университет, 2008. С. 15–23.

References

- Akulich I. L. Glava 1. Zadachi lineinogo programmirovaniia [Linear programming problems]. *Matematicheskoe programmirovanie v primerakh i zadachakh* [Mathematical programming in examples and problems]. Moscow: Vysshiaia shkola, 1986. 319 p.
- Volkova E. S., Gisin V. B. Nechetkaia lineinaia regressiia v modeli rosta tekhnologicheskikh znaniy [The use of fuzzy linear regression in the model of technological knowledge growth]. *Vestnik Finansovogo universiteta* [Bulletin of the Financial University], 2015, no. 5 (89), pp. 97–104.
- Gorchakova D. A., Shabalov V. A. Regressiionnaia model' prognozirovaniia sprosa na produktsiiu metallurgicheskoi otrasli [Regression model for forecasting demand for products of the metallurgical industry]. *Nauchnaia mysl'* [Scientific thought], 2017, no. 1 (23), pp. 73–82.
- Kantorovich L. V. *Matematicheskie metody organizatsii i planirovaniia proizvodstva* [Mathematical methods for organization and planning of production]. St Petersburg: Sankt-Peterburgskii gosudarstvennyi universitet, 2012, pp. 7–13.
- Kodzhaspirov G.E. *Osnovy legirovaniia stali* [Fundamentals of steel alloying]. St Petersburg: Sankt-Peterburgskii gosudarstvennyi universitet, 2015. 263 p.
- Kolobov A. V., Varfolomeev I. A. Povyshenie effektivnosti biznes-sistemy predpriiitiia na osnove primeneniia tsifrovyykh instrumentov v metallurgii [Increasing the business system efficiency of an enterprise based on the application of digital instruments in metallurgy]. *Stal'* [Steel], 2020, no. 10, pp. 69–73.
- Korchuganova M. A. *Laboratornyi praktikum po distsipline «Ekonometrika»* [Laboratory course on the discipline "Econometrics"]. Tomsk: Tomskii politekhnicheskii universitet, 2008, pp. 15–23.

Сведения об авторах

Алексей Александрович Краев – магистрант; alesha-kr333@ya.ru, Череповецкий государственный университет (д. 5, пр-т Луначарского, 162600 г. Череповец, Россия); **Alexey A. Kraev** – Student in the master's programme; alesha-kr333@ya.ru, Cherepovets State University (5, pr. Lunacharskogo, 162600 Cherepovets, Russia).

Евгений Валентинович Ершов – доктор технических наук, профессор; <https://orcid.org/0000-0003-2888-4242>, evershov@chsu.ru, Череповецкий государственный университет (д. 5, пр-т Луначарского, 162600 г. Череповец, Россия); **Evgeny V. Ershov** – Doctor of Technical Sciences, Professor, <https://orcid.org/0000-0003-2888-4242>, evershov@chsu.ru, Cherepovets State University (5, pr. Lunacharskogo, 162600 Cherepovets, Russia).

Игорь Андреевич Варфоломеев – кандидат технических наук, доцент, igor.varf@gmail.com, Череповецкий государственный университет (д. 5, пр-т Луначарского, 162600 г. Череповец, Россия); **Igor A. Varfolomeev** – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, igor.varf@gmail.com, Cherepovets State University (5, pr. Lunacharskogo, 162600 Cherepovets, Russia).

Заявленный вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 15.11.2022; одобрена после рецензирования 01.12.2022; принята к публикации 06.12.2022.

The article was submitted 15.11.2022; Approved after reviewing 01.12.2022; Accepted for publication 06.12.2022.