

О.С. ЛОГУНОВА, д.т.н., доц. каф. ВТ и ПМ, ФГБОУ ВПО "МГТУ",
г. Магнитогорск,

М.В. ЗАРЕЦКИЙ, ст. преп. каф. ВТ и ПМ, ФГБОУ ВПО "МГТУ",
г. Магнитогорск,

В.В. ПАВЛОВ, вед. инж. сталеплавильной лаборатории ОАО
"ММК", г. Магнитогорск,

И.И. АДЕЛЬМУРЗИН, студент, ФГБОУ ВПО "МГТУ",
г. Магнитогорск

СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ХИМИЧЕСКОГО СОСТАВА ЧУГУНА²

Рассмотрена проблема краткосрочного прогнозирования химического состава чугуна. Определена специфика прогноза в условиях действующего доменного производства. Предложен эмпирический алгоритм прогнозирования, основанный на методике искусственных нейронных сетей. Получены краткосрочные прогнозы с ошибкой, не превышающей 10%. Ил.: 4. Библиогр.: 14 назв.

Ключевые слова: прогнозирование, химический состав чугуна, искусственные нейронные сети.

Постановка проблемы. Конкуренция на рынке металлургической продукции обуславливает необходимость внедрения автоматизированных систем, обеспечивающих достижение необходимого качества продукции. Внедренные в настоящее время в доменном производстве ОАО "ММК" Manufacturing Execution Systems (MES) задействованы в управлении технологическим процессом [1, 2]. В то же время существует необходимость в выработке методов оперативного прогнозирования основных характеристик продукции на период до четырех плавов. Оперативный прогноз предназначен для выявления нежелательных тенденций и выработки корректирующих воздействий, направленных на их предупреждение.

Качество пердедельного чугуна характеризуется его химическим составом. Действующим стандартом [3] в зависимости от марки чугуна, группы, класса, категории нормируются массовая доля кремния, марганца, фосфора, серы. К характерным особенностям доменного производства относятся:

² Работа выполнена в рамках ФЦП "Научные и научно-педагогические кадры инновационной России" на 2009 – 2013 годы.

– наличие временного лага непостоянной величины между производством агломерата, кокса и их использованием в доменном процессе;

– усредненность по времени и производственным агрегатам, поступающих в доменное производство шихтовых материалов;

– случайный характер изменения временного лага и параметров усреднения [4].

В соответствии с принятой классификацией доменная печь относится к разряду уникальных технических объектов, обладающих сложной многоэлементной структурой [5]. Таким образом, прогноз должен выполняться отдельно по каждому нормируемому параметру для каждой доменной печи.

Несмотря на существующие разработки, остается актуальной следующая проблема: разработка программных модулей для прогнозирования химического состава чугуна в условиях действующего производства, пригодных для интеграции в состав MES.

Анализ литературы. В настоящее время для решения задач прогнозирования применяются разнообразные подходы. Классические методы анализа и прогнозирования временных рядов представлены в монографиях Дж. Бокса и Г. Дженкинса [6, 7], Т. Андерсона [8]. Развитие данных подходов, ориентированное на прогнозирование хаотических временных рядов, в частности, популярный метод "гусеница", представлено в монографии [9].

Во многих сферах науки и техники было успешно выполнено прогнозирование с использованием метода группового учета аргументов (МГУА) А.Г. Ивахненко [10, 11].

Большое количество методов прогнозирования в настоящее время основано на нейросетевой парадигме [5, 12, 13]. Искусственные нейронные сети в наибольшей степени соответствуют концепции "черного ящика". Имеется опыт применения нейросетевого подхода к анализу аглодоменного процесса [14].

Анализ литературы показывает, что для применения любого из рассмотренных подходов в новой предметной области требуется его адаптация.

Цель статьи. Построение методики прогнозирования химического состава чугуна в условиях наличия непостоянного по величине временного лага в использовании шихтовых материалов и их усреднения.

В рассматриваемом случае наиболее подходящей является методика, основанная на применении искусственных нейронных сетей. Динамика каждого из нормируемых параметров для каждой из доменных печей

была рассмотрена в виде временного ряда. Все данные были проиндексированы в порядке их получения во времени.

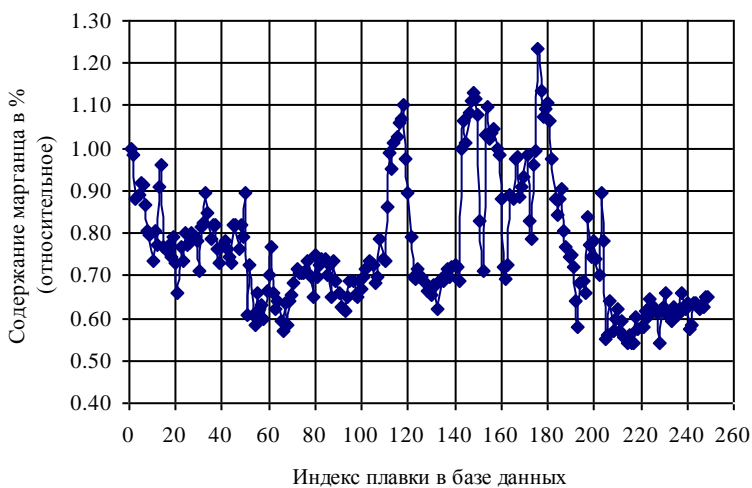


Рис. 1. Динамика изменения содержания марганца в чугуна

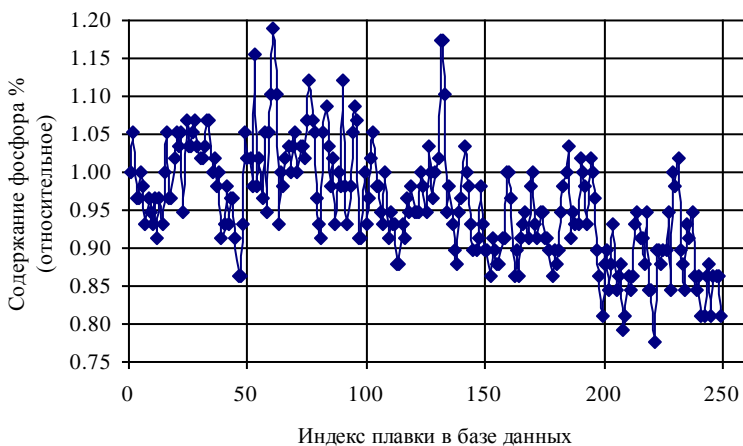


Рис. 2. Динамика изменения содержания фосфора в чугуна

Анализ представленных временных рядов (рис. 1 и рис. 2) показывает, что на каждый из них влияет случайное сочетание факторов

технического, экономического, организационного характера. Данные такого вида принято считать неопределенными [9]. В таком случае можно считать, что для временного ряда преобладающее значение имеет случайная компонента, определяемая сочетаниями неопределенных факторов.

При построении методики прогнозирования был использован трехслойный перцептрон. Активационные функции всех нейронов – сигмоидные. Для обучения перцептрона использовался метод обратного распространения ошибки [12].

Количество нейронов в слоях было определено эвристическим путем. Проводилось обучение сетей с различным количеством нейронов в слоях, не более 18, выбирались сети, дающие наименьшую ошибку прогноза.

Средняя относительная ошибка аппроксимации для выполненных прогнозов не превышает 10%. Данный результат является достоверным при прогнозировании тенденции временного ряда. Прогноз отслеживает, в основном, тенденцию изменения прогнозируемого временного ряда (рис. 3 и рис. 4).

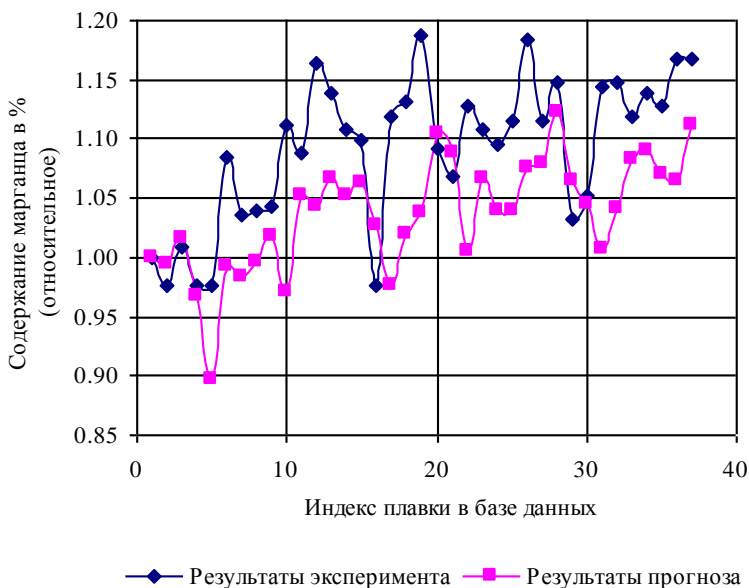


Рис. 3. Содержание марганца в чугуне

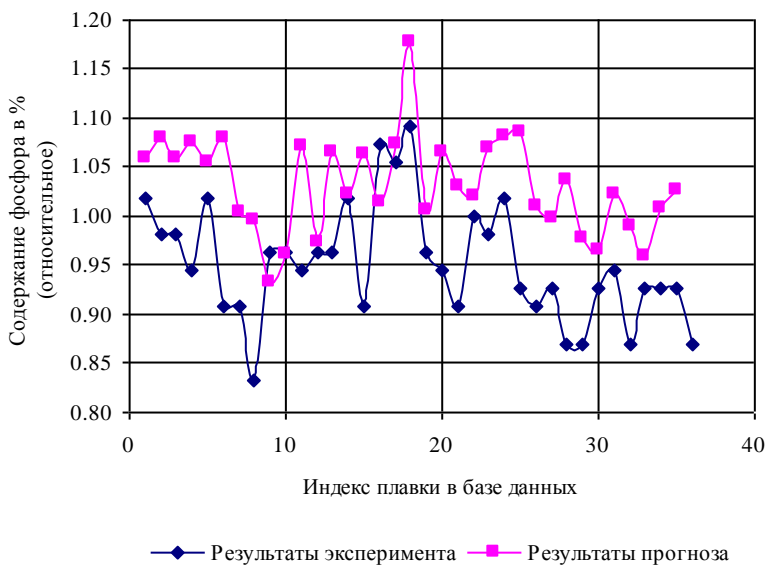


Рис. 4. Содержание фосфора в чугуна

Выводы:

- выявлена специфика исходных данных, характеризующих качество чугуна, определяемая наличием непостоянного по величине временного лага, непостоянного по характеристикам усреднения;
- предложена модель для прогнозирования химического состава чугуна на основе трехслойного персептрона с сигмоидными активационными функциями;
- получены достоверные результаты прогнозирования химического состава чугуна.

Список литературы: 1. *Спирин Н.А.* Модельная система поддержки принятия решений для управления доменной плавкой / *Н.А. Спирин, Л.Ю. Гилева, В.Ю. Рыболовлев* и др. // Доменное производство – XXI век. Труды международного конгресса доменщиков. – М.: Издательский дом "Кодекс", 2010. – С. 454-459. 2. *Спирин Н.А.* Информационные системы в металлургии: Учебник для вузов / *Н.А. Спирин, Ю.В. Ипатов, В.И. Лобанов* и др. – Екатеринбург: Уральский государственный технический университет – УПИ, 2001. – 617 с. 3. Чугун передельный. Технические условия. ГОСТ 805-95. – [Введен в действие с 2000-01-01]. – Минск: Межгосударственный совет по стандартизации и сертификации, 1995. – 7 с. 4. Металлургия чугуна: Учебник для вузов. 3 – е изд., перераб. и доп. / Под ред. *Ю.С. Юсфина*. – М.: ИКЦ "Академкнига", 2004. – 774 с. 5. *Назаров А.В.*, Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем / *А.В. Назаров, А.И. Лоскутов*. – СПб.: Наука и Техника, 2003. – 384 с. 6. *Бокс Дж.* Анализ временных рядов: Прогноз и

управление. Вып.1 / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М.: Мир, 1974. – 405 с. 7. Бокс Дж Анализ временных рядов: Прогноз и управление. Вып.2 / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М.: Мир, 1974. – 197 с. 8. Андерсон Т. Статистический анализ временных рядов / Т. Андерсон. – М.: Мир, 1976. – 755 с. 9. Крянев А.В Математические методы обработки неопределенных данных / А.В. Крянев, Г.В. Лукин. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. – 216 с. 10. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / А.Г. Ивахненко. – К.: Техніка, 1975. – 312 с. 11. Ивахненко А.Г. Самоорганизация прогнозирующих моделей / А.Г. Ивахненко, Й.А. Мюллер. – К.: Техніка, 1985.; Берлин: ФЭБ Ферлаг Техник, 1984. – 223 с. 12. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского / Д. Рутковская, М. Пилиньский., Л. Рутковский.. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с. 13. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі: Навчальний посібник / О.Г. Руденко, Є.В. Бодяньський. – Харків: ТОВ "Компанія СМІГ" , 2006. – 404 с. 14. Деятов Д.Х. Применение нейросетевой модели для формирования экспертной оценки технологии аглодомного комплекса / Д.Х. Деятов, Ю.В. Кочержинская, Е.В. Прохоров // Создание и внедрение корпоративных информационных систем (КИС) на промышленных предприятиях Российской Федерации. Сборник трудов Российской научно-технической конференции. – Магнитогорск, 2007. – Вып. 2. – С. 12-14.

Статья представлена д.т.н., проф. Вдовиным К.Н.

УДК 669.16.02:004.32.26

Система прогнозування хімічного складу чавуну / Логунова О.С., Зарецький М.В., Павлов В.В., Адельмурзін І.І. // Вісник НТУ "ХПІ". Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2011. – № 36. – С. 101 – 106.

Розглянуто проблему короткострокового прогнозування хімічного складу чавуну. Визначено специфіку прогнозу за умов діючого доменного виробництва. Запропоновано емпіричний алгоритм прогнозування, заснований на методиці штучних нейронних мереж. Отримано короткострокові прогнози з помилкою, яка не перевищує 10%. Іл.: 4. Бібліогр.: 14 назв.

Ключові слова: прогнозування, хімічний склад чавуну, штучні нейронні мережі.

UDC 669.16.02:004.32.26

The forecasting system of chemical composition of steelmaking iron / Logunova O.S., Zaretsky M.V., Pavlov V.V., Adelmurzyn I.I. // Herald of the National Technical University "KhPI". Subject issue: Information Science and Modelling. – Kharkov: NTU "KhPI". – 2011. – № 36. – P. 101 – 106.

The problem of short-term forecasting of chemical composition of steelmaking iron is considered. The specificity of the forecasting in the current blast-furnace iron making is described. An empirical forecasting algorithm based on the methodology of artificial neural networks is proposed. Short-term forecasts with an error not exceeding 10% are obtained. Figs.: 4. Refs.: 14 titles.

Keywords: forecasting, chemical composition of steelmaking iron, artificial neural networks.

Поступила в редакцію 12.07.2011