УДК 658.012.011.56:658.512

А.В.СПЕСИВЦЕВ, *канд. техн. наук, доцент, ведущий специалист, sav2050@gmail.com*
Ю.В.ГОРШКОВ, *канд. техн. наук, генеральный директор, (812)717-40-96*
М.Л.ДУДОРОВА, *инженер АСУТП, (812)449-99-74*
ЗАО «Технолинк», Санкт-Петербург
В.И.ЛАЗАРЕВ, *канд. техн. наук, начальник ТО*
ЗФ ОАО "ГМК «Норильский никель»", Норильск

A.V.SPESIVTSEV, *PhD in eng. sc., associate professor, leading expert, sav2050@gmail.com*
Y.V.GORSHKOV, *PhD in eng. sc., general director, (812)717-40-96*
M.L.DUDOROVA, *engineer, (812)449-99-74*
«Technolink» Co, Saint Petersburg
V.I.LAZAREV,*PhD in eng. sc., head of department*
«Norilsky nickel» Co, Norilsk

УПРАВЛЕНИЕ КАЧЕСТВОМ ШТЕЙНА ПРОЦЕССА ВАНЮКОВА НА ОСНОВЕ НЕЙРОНЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ

Цель настоящего исследования – построение нейронечетких моделей для решения задач управления качеством конечных продуктов плавки в печи Ванюкова при переработке сульфидного медно-никелевого сырья.

***Ключевые слова*:** нейронечеткая модель, качество конечных продуктов, пирометаллургический процесс.

MATTE QUALITY MANAGEMENT OF VANYUKOV`S PROCESS ON THE BASIS OF NEUROFUZZY MODELS

The study presents the use of neurofuzzy sets as a component of multimodel control of final product quality of a high-power pyrometallurgical process.

***Key words*:** neurofuzzy model, control quality of final product, pyrometallurgical process.

Введение. Эффективность работы процесса Ванюкова (ПВ) характеризуется не только производительностью, но и качеством основных продуктов плавки – содержанием меди в штейне и шлаке. Решение подобной задачи в режиме реального времени возлагается, как правило, на операторов-технологов. Управление ПВ требует от всего коллектива смены, и в первую очередь от оператора, предельной психологической нагрузки, что часто приводит к усталости и непрограммируемым ошибкам в принятии управляющих воздействий. Принятие решений в таких ситуациях осложняется большим количеством влияющих факторов, а также сложным их взаимодействием. Поэтому разработка «советчика оператора» на базе знаний в виде прогностических моделей с приемлемой степенью адекватности вырабатываемого управляющего воздействия в пирометаллургическом производстве актуальна всегда. В первую очередь такие модели необходимы для стабилизации содержания меди в штейне (60-62 %), что способствовало бы нормальной работе последующих (конвертирование, анодная плавка) переделов пирометаллургического производства [1, 3, 4].

Однако практика работы ПВ показывает существенные различия фактического зна-

чения качества штейна от желаемого. Так, сравнение фактического распределения меди в штейне ПВ с необходимым свидетельствует о том, что работу процесса в целом следует признать статистически неуправляемой: фактическая и желаемая генеральные совокупности существенно различны по центрам распределений (58 и 61 % соответственно), а дисперсии – неоднородны. Согласно выводам статистического анализа, существует, по крайней мере, два альтернативных способа достижения необходимого режима работы: либо пересмотром интервалов варьирования управляющих переменных с их существенным уменьшением (затратный путь на модернизацию всего комплекса шихтоподготовки), либо переходом на принципиально иную тактику управления процессом путем гибкого и согласованного реагирования на изменение входных переменных с помощью адекватных прогностических моделей в рамках автоматической системы управления технологическим процессом (АСУТП).

Цель настоящего исследования – построение нейронечетких моделей для решения задач управления качеством конечных продуктов плавки в ПВ при переработке сульфидного медно-никелевого сырья.

Построение нейронечеткой модели. В контексте решения поставленной производством проблемы одним из наиболее перспективных является направление с использованием нейронечетких моделей (ННМ) как «наилучших аппроксиматоров». При этом включение различных нелинейных функций в скрытые нейроны многослойных нейронных сетей обеспечивает возможность реализации нелинейных отображений, что чрезвычайно важно при решении задач управления процессами, которые обладают существенной нелинейностью. К последним можно отнести практически все пирометаллургические переделы.

Построение прогностической модели с помощью пакета инженерных расчетов Matlab достаточно подробно описано в литературе [4]. Однако методологию применения этой процедуры при построении моделей подобного рода конкретных пирометаллургических процессов, учитывая их многофакторность и трудноформализуемость, еще только предстоит разработать.

Для построения ННМ процесса Ванюкова в качестве входных были выбраны 17 переменных, а выходных – содержание меди в штейне и шлаке. Факторное пространство для обеспечения системного подхода к прогнозированию качества работы и ведения процесса в целом включает как непосредственно измеряемые (данными оперативного контроля, снимаемыми с датчиков полевого уровня), так и расчетные входные переменные. Так, например, по принятым в автоматике правилам загрузка (X_1, X_2) измеряется в процентах от максимальной скорости питателей и не может быть выражена в тоннах в час, как количество подаваемых в печь шихтовых материалов по загрузочным транспортерам, а общий расход кислорода (X_8) измеряется в кубических метрах в час и характеризует гидродинамику ванны расплава. К расчетным переменным относится расход кислорода на тонну подаваемой шихты (X_{11}) как характеристика физико-химического состояния процесса для обеспечения требуемого содержания меди в штейне. Качество ведения процесса характеризуют такие переменные, как суммарное воздействие оператора на загрузку металлсодержащих (X_{12}) и количество его «вмешательств» в процесс загрузки (X_{13}) в период между пробоотборами продуктов плавки на химический анализ. Для расчета значений таких переменных созданы локальные мини-модели. Интерпретация остальных переменных по качеству ведения процесса аналогична.

Как видно, входные переменные имеют различную размерность, однако это обстоятельство не препятствует построению нейронечеткой модели, что очень важно с точки зрения методологии.

Согласно методике построения ННМ данные оперативного контроля ПВ за полгода были разделены на две выборки – обучающую и тестовую.

Поскольку построенная на необработанных данных модель показала плохое сходство, необходимо введение обязательного этапа построения ННМ – предвари-

тельной целенаправленной обработки исходного числового материала для повышения репрезентативности выборок, особенно обучающей. Например, все данные оперативного контроля от АСУТП с малым уровнем квантования (1 мин) приведены к единому 2-часовому базису, приуроченному к частоте производства анализа штейна, при этом исключались значения за границами 95 % доверительного интервала по каждой из переменных. Проведены также специальные исследования по «интеллектуализации» обучающих выборок. Так, применение к анализу структуры информационного потока оперативного контроля с уровнем квантования 1 мин аппарата автокорреляционных функций позволило выявить необходимость сдвига химических анализов штейна относительно времени отбора проб на 2 ч, что существенно повысило степень соответствия данных.

Рассчитанное по модели и фактическое содержание меди в штейне для тестовой выборки показаны на рис.1.

Наглядным критерием степени адекватности расчетов по модели производственным данным служит сравнение фактических и моделируемых данных (рис.2). Обращает внимание расположение точек вдоль теоретической линии регрессии – биссектрисы координатного угла, которое свидетельствует, с одной стороны, об отсутствии

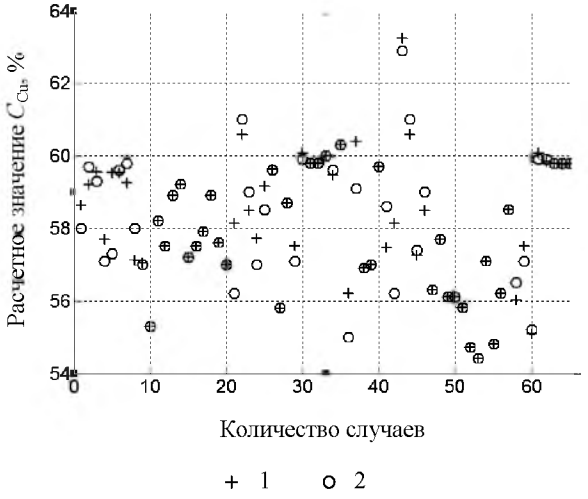


Рис.1. Рассчитанные по модели (1) и фактические (2) значения содержания меди в штейне на тестовой выборке

систематических ошибок, а с другой – о высокой степени адекватности расчетной модели исходным данным. Так, степень соответствия фактического и расчетного содержания меди в штейне оценена коэффициентами корреляции r = 0,9-0,94. При этом, что особенно важно, построенная модель аппроксимирует качество штейна во всей области изменения входных переменных.

Другим показателем степени адекватности модели производственным данным является значение среднего квадратического отклонения (СКО) расчетного значения от фактического. СКО для обучающей и тесто-

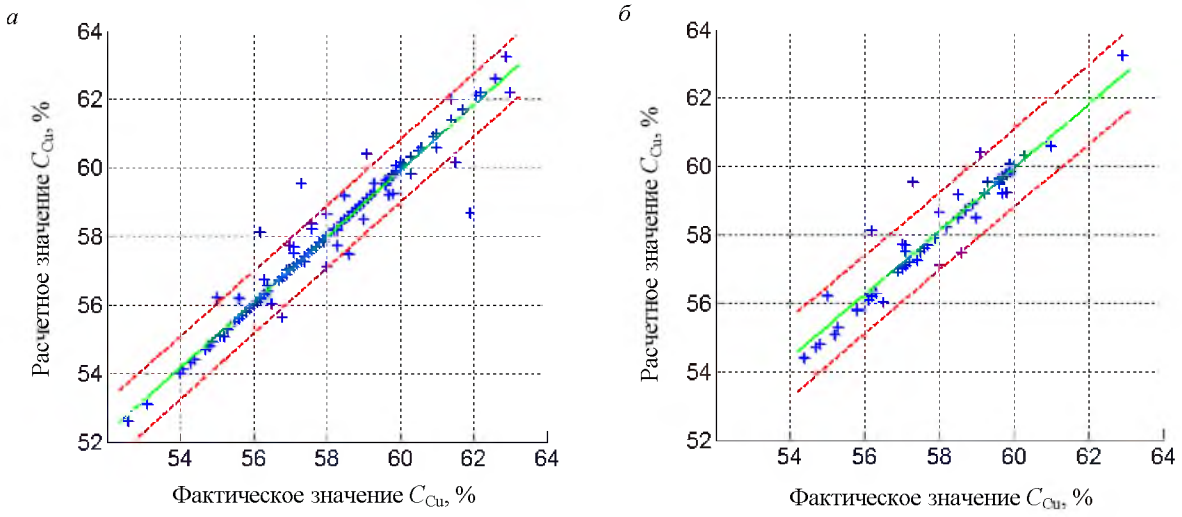


Рис.2. Степень адекватности нейронечеткой модели содержания меди в штейне на этапах обучения (*а*) и тестирования (*б*)

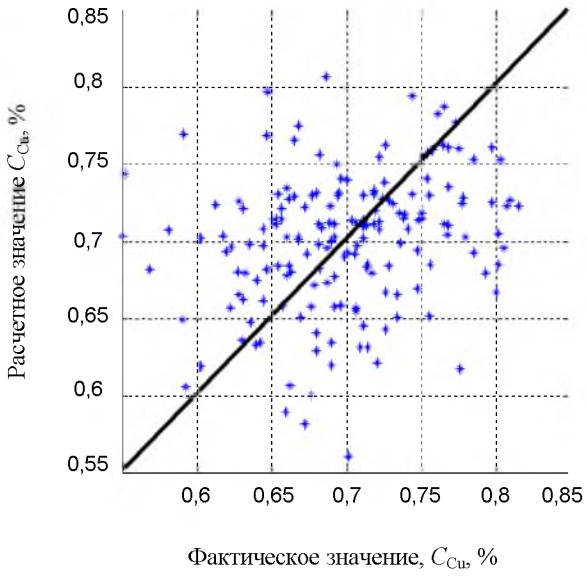


Рис.3. Степень адекватности нейронечеткой модели содержания меди в шлаке на этапе обучения

вой выборок составляет 0,47 и 0,57 % соответственно, что также говорит о высоких прогностических способностях синтезированной ННМ.

Если работа над «штейновыми» моделями внушает оптимизм в эффективности их дальнейшего применения для прогнозирования содержания в нем меди, то со «шлаковыми» – не все так благополучно (рис.3), хотя модель по шлаку синтезировалась на той же выборке. Разброс между расчетными и фактическими значениями оценивается коэффициентом корреляции $r = 0{,}61$, что существенно ниже аппроксимации штейновыми моделями.

Полученная в результате проведенного исследования высокая степень согласия моделей по штейну убедительно свидетельствует о принципиальной возможности использования их в качестве базы знаний в управлении ПВ. В то же время, как следует из требований производства, для достижения статистической управляемости процессом в требуемых пределах изменения содержания меди в штейне (60-62 %) суммарное значение СКО должно быть не более 0,5 %, что сравнимо с ошибкой только расчетов по модели.

Поскольку отсутствует опыт применения моделей подобного рода в практическом управлении пирометаллургическими процессами, неясными остаются методологические вопросы о влиянии флуктуаций входных переменных на величину суммарного колебания качества штейна. С одной стороны, данные оперативного контроля уже являются носителями такой информации и по логике должны были бы уже быть учтены при построении ННМ как «аппроксиматора», а с другой – вычисления по модели также вносят свой вклад в общую вариацию выходной переменной вместе с ошибками определения входных. Таким образом, требование существенного снижения желаемых диапазонов регулирования качества штейна при существующей технологии ведения процесса на данном этапе представляется сомнительным. Однако можно констатировать, что технология управления качеством штейна при таких налагаемых жестких ограничениях, безусловно, требует соответствующего ужесточения границ интервалов варьирования входных переменных и стабилизации качества ведения ПВ операторами смен.

На наш взгляд, подобная дисгармония в поведении меди в шлаке и штейне вызвана как технологическими, так и методологическими факторами. Так, основной задачей коллектива смены является все-таки высокое содержание меди в штейне, при сохранении содержания в шлаке не выше порогового. Проблема минимизации содержания меди в шлаке на производстве остро не стоит. Кроме этого, методология применения процесса построения моделей подобного рода на производственных данных пока еще не отработана. Основной задачей в методологическом плане выступает выработка методов создания репрезентативных обучающих выборок отдельно для каждой выходной переменной в своем факторном пространстве.

Вопросы одновременного управления качеством штейна и шлака относятся к решению обратной задачи – выработки согласованных управляющих воздействий. При этом часто необходимо решать задачи управления в компромиссном варианте, противоположном решаемому производственниками в настоящее время, например

минимизация содержания меди в шлаке при высоком ее содержании в штейне. При этом блок нейронечеткого расчета управляющих воздействий должен включать в себя как основную составляющую – пакет локальных моделей (статистических, балансовых, экспертных и др.) корректировки состояния процесса для достижения желаемого диапазона изменения качества штейна в реальном масштабе времени. Таким образом, наличие в системе управления такого блока дает возможность оператору-технологу влиять на выработку требуемого качества штейна во всем временном промежутке между получением химических анализов проб конечных продуктов плавки.

Разработанная система может быть использована также для обучения технологического персонала с целью достижения единства характера управления процессом.

Выводы

1. Первый опыт применения технологии построения моделей на принципиально новой нейронечеткой основе показал ее высокую эффективность и перспективность применительно к сложным пирометаллургическим процессам.

2. Основную трудность представляют не вычислительные, а скорее методологические вопросы использования данных оперативного контроля и другой информации для создания эффективных прогностических моделей.

3. При создании методики построения ННМ для каждого конкретного процесса исходная информация требует в качестве обязательного этапа предварительную специализированную ее обработку.

4. Нейронечеткий подход является надежной основой мультимодельного алгоритмического обеспечения автоматизации процесса в целом посредством создания нечетких баз знаний и синтеза нейролингвистических регуляторов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Качество отвальных шлаков ПВ в условиях работы на богатые штейны / В.И.Лазарев, А.В.Спесивцев, В.П.Быстров, А.Н.Ладин, В.И.Зайцев // Цветные металлы. 1999. № 6. С.40-43.

2. *Леоненков А.В.* Нечеткое моделирование в среде Matlab и fuzzyTECH. СПб, 2003. 736 с.

3. Развитие плавки Ванюкова с обеднением шлаков / В.И.Лазарев, А.В.Спесивцев, В.П.Быстров, А.Н.Ладин, В.И.Зайцев // Цветные металлы. 2000. № 6. С.33-36.

4. *Спесивцев А.В.* Металлургический процесс как объект изучения: новые концепции, системность, практика. СПб: Изд-во Политехн. ун-та, 2004. 238 с.

REFERENCES

1. *Lazarev V.I., Spesivtsev A.V., Bystrov V.P., Ladin A.N., Zaitsev B.I.* Dump slag quality of Vanyukov`s smelting in terms of the rich matte // Nonferrous Metals. 1999. N 6. P.40-43.

2. *Leonenkov A.V.* Fuzzy modelling using Matlab and fuzzyTECH. Saint Petersburg, 2003. 736 p.

3. *Lazarev V.I., Spesivtsev A.V., Bystrov V.P., Ladin A.N., Zaitsev B.I.* The development of Vanyukov`s smelting with slag depletion // Nonferrous Metals. 2000. N 6. P.33-36.

4. *Spesivtsev A.V.* A metallurgical process as an object of study: new concepts, system, practice. Saint Petersburg: Polytechnical University Publishers, 2004. 238 p.