



УДК 669.187

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА ВЫПЛАВКИ СТАЛИ В ДУГОВОЙ СТАЛЕПЛАВИЛЬНОЙ ПЕЧИ

А. А. Троянский, Р. В. Синяков

На основании данных о форме сигнала мгновенного напряжения дуги с использованием вейвлет-анализа и нейронной сети разработана система распознавания состояния технологического процесса (мониторинга) выплавки стали в дуговой сталеплавильной печи (ДСП). Получены и обработаны реальные промышленные сигналы технологического процесса выплавки стали в 100-тонной ДСП, выполнена событийная классификация технологического процесса.

The system of identification of state of technological process (monitoring) of melting steel in arc steel-making furnace has been developed on the basis of data about the shape of signal of an instantaneous arc voltage using a wavelet-analysis and neuron network. Real industrial signals of technological process of melting steel in 100 t arc steel-making furnace have been obtained and processed, events classification of technological process has been worked out.

Ключевые слова: дуговая сталеплавильная печь; технологический процесс; мониторинг; распознавание образов; нейронная сеть

Еще в 1950-е гг. начали выполнять первые работы по автоматизации управления дуговой сталеплавильной печью (ДСП), системы управления технологическим процессом постоянно совершенствовались — от локальной системы автоматического ввода электроэнергии в печь [1] до интеллектуальных систем управления [2], основанных на теоретических знаниях и профессиональном опыте в области теории и технологии производства стали. При этом надежность работы системы управления полностью зависит от достоверности оценки текущего состояния технологического процесса, что для современных высокоомощных сталеплавильных печей является проблематичным из-за сложности прямых измерений в период расплавления шихты.

В статье [3] уже сообщалось о создании методики и разработке алгоритма идентификации событий технологического процесса на основе информации о сигнале напряжения дуги с использованием вейвлет-анализа. Результатом работы алгоритма является образ события в виде штрих-кода.

Вместе с тем непосредственное использование полученных образов при распознавании событий недостаточно надежно по ряду причин. Во-первых, каждый признак (штрих), входящий в образы од-

ного и того же события, полученного для разных плавок, находится в некотором диапазоне значений. Во-вторых, интервалы значений некоторых признаков, содержащихся в образах разных событий, могут пересекаться.

В таких случаях для обобщения данных используют следующие методы классификации образов: статистический, метрический, нейросетевой и т.д. Из них единственным, не делающим допущения об используемом множестве данных, является метод нейросетевого распознавания.

Нейронные сети (НС) характеризуются хорошей обобщающей способностью: полученный в процессе обучения на конечном наборе образов опыт может быть успешно применен на всё множество образов. С учетом этого, а также весьма широкого круга решаемых нейронными сетями проблем [4–6] в данной работе использовали нейросетевой метод классификации для создания системы мониторинга технологического процесса в ДСП.

Трехслойная НС с непрерывной функцией активации может аппроксимировать любую непрерывную функцию с любой наперед заданной точностью [6–8]. Поэтому из большого разнообразия конфигураций для решения поставленной задачи выбрали архитектуру НС типа «многослойный персептрон» [7] (рис. 1).

Нейронная сеть состоит из последовательно соединенных слоев. При этом нейрон (модель биоло-

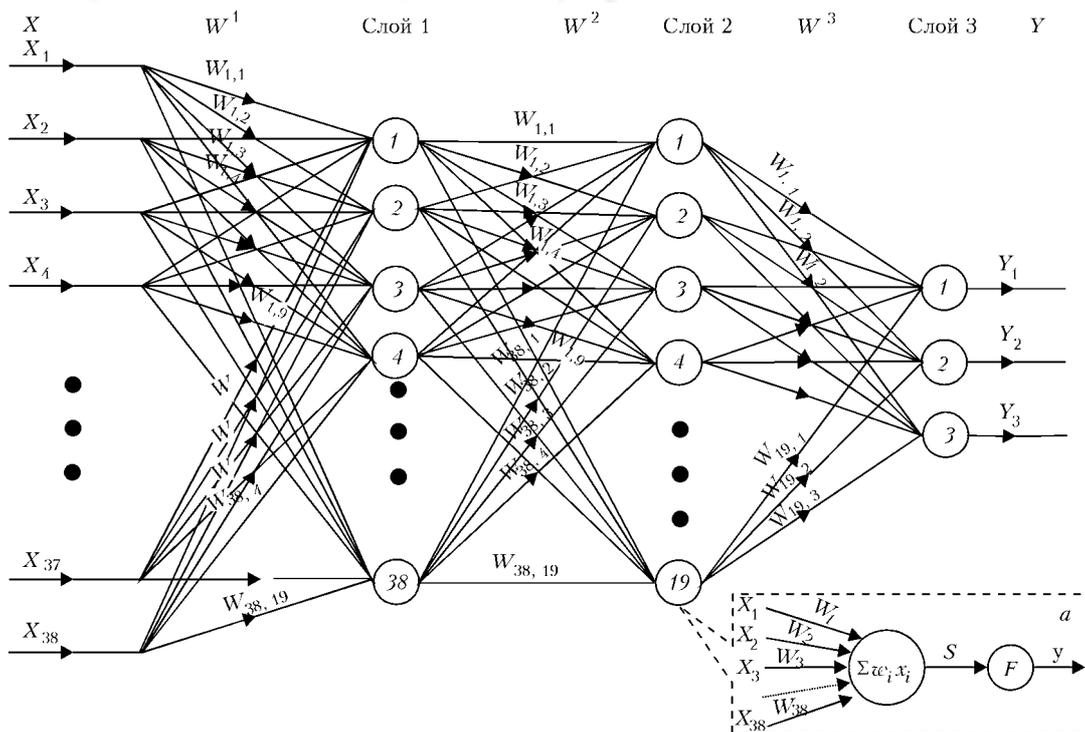


Рис. 1. Архитектура НС: X, Y — вектора соответственно входных и выходных данных; W_i — вектор весов (значимость синапсов — могут быть как тормозящими, так и усиливающими) нейронов i -го слоя; S — взвешенная сумма входных сигналов; F — функция активации нейрона, преобразующая взвешенную сумму в выходной сигнал; цифры в кружочках обозначают порядковые номера нейронов; жирными точками обозначен разрыв в ряду нейронов

гического нейрона [8]) каждого слоя своими входами связан со всеми нейронами предыдущего слоя, а выходами — с нейронами следующего. Суть обучения сети заключается в нахождении весов синапсов [9]. Для каждого входного вектора (образа события) создается целевой («именной») вектор в виде набора цифр 1 и -1 (табл. 1), представляющий собой требуемый выход НС.

Далее предъявляется входной вектор, вычисляется выход сети, который сравнивается с соответствующим целевым вектором. Разность (ошибка) с помощью обратной связи подается в сеть и веса изменяются в соответствии с алгоритмом обратного распространения (разновидность градиентного спуска), стремящимся минимизировать ошибку. Веса подстраиваются для каждого вектора до тех пор, пока ошибка по всему обучающему массиву не достигнет приемлемо низкого уровня. Представленная

схема является методом «обучение с учителем», поскольку перед началом обучения известны как входные, так и выходные данные сети.

Для создания системы мониторинга плавки в дуговой сталеплавильной печи сформировали трехслойную НС обратного распространения (рис. 1), включающую 38 нейронов во входном слое (по количеству признаков входного вектора), 19 — во втором слое и три — в выходном слое (по количеству компонентов выходного вектора). Путем подачи множества из 70 образов (по 10 для каждого события, приведенного в табл. 1) по одному на вход НС, выполнили обучение сети. Массив входных векторов, созданных согласно методике, представленной в работе [3], приведен на рис. 2.

События	Целевой вектор		
Проплавление колодцев	1	-1	-1
Окончание плавления шихты первой корзины	-1	1	-1
Печь работает ровно	-1	-1	1
Дуга открыта	1	1	-1
Слабый сход шлака	-1	1	1
Сильный сход шлака	1	1	1
Шлак на уровне порогов	1	-1	1

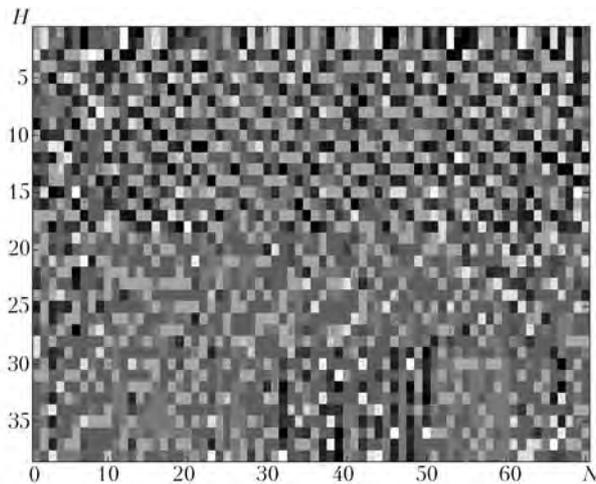


Рис. 2. Массив входных векторов: H — размерность вектора; N — количество образов

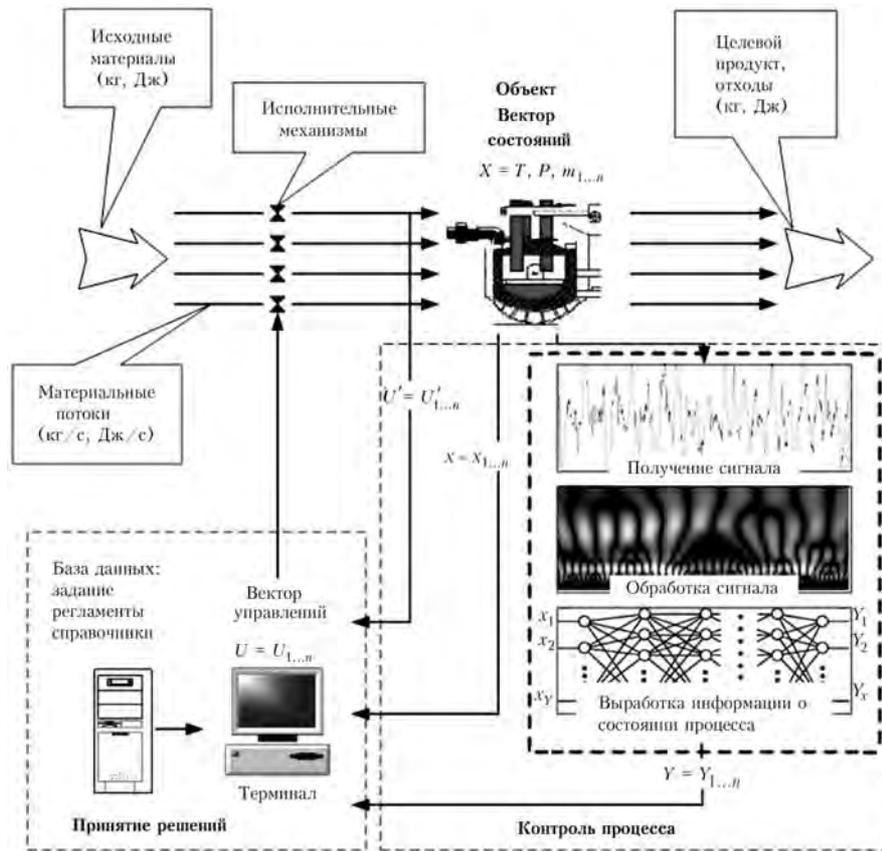


Рис. 3. Общая схема управления технологическим процессом в ДСП (жирной штриховой линией выделена область данной работы): U и U' – векторы соответственно заданных и выполненных управлений; X и Y – векторы состояния процесса

Завершив обучение, достоверность распознавания оценивали моделированием работы сети при помощи тестового набора данных из 140 образов, соответствующих исследуемым событиям и не входящих в обучающее множество. Алгоритм моделирования сети аналогичен приведенному алгоритму обучения, за исключением того, что параметры сети (весовые коэффициенты) уже известны, а целевые

векторы используются только для сравнения с выходом НС и определения соответствующего события.

Тест показал, что процент ошибки распознавания при данной схеме представления исходного вектора свойств достигает 15 %, т. е. правильное распознавание состояния технологического процесса зафиксировали в 119 случаях из 140. Полученный результат является приемлемым для систем управ-

Таблица 2. Сравнительная реакция на ход технологического процесса в ДСП-100 АСУ и оператора

Время от начала плавки, с	Возможные управляющие воздействия АСУ с использованием системы мониторинга			Действия оператора		
	Степень заглубленности дуг	Оценка события	Воздействие	Степень заглубленности дуг	Оценка события	Воздействие
2800	Дуга закрыта	Печь работает ровно	Нет	Дуга закрыта	Высота шлака достаточная, звук ровный	Нет
2855	»	Слабый сход шлака	Формирование команды на отдачу 40 кг кокса в печь	»	»	»
2875	»	Шлак на уровне порога	Набор материала в бункере	»	»	»
2895	Дуга открыта	Шлак ниже порога, дуга открыта	Отдача материала в печь	Дуга открыта	Высота шлака немного понизилась, звук менее ровный	»
2910	Дуга закрыта	Печь работает ровно	Нет	»	Высота шлака ниже достаточного, звук прерывистый и сильный	Набор материала в бункере (40 кг кокса)
2935	»	»	»	»	»	Отдача материала в печь



ления промышленными агрегатами как в режиме «советчик оператора», так и в автоматизированном режиме [2].

Для создания системы мониторинга плавки в автоматическом режиме разработали пакет прикладных программ, позволяющий получать сигнал о напряжении дуги, формировать соответствующие ему события, выполнять цифровую обработку, распознавать и выдавать сообщения о состоянии технологического процесса в ДСП (рис. 3).

Представленная система мониторинга в составе системы управления «ОРАКУЛ» [10, 11] апробирована на ДСП-1 и ДСП-2 Белорусского металлургического завода и показала достаточно высокую эффективность за счет раннего распознавания наступающих событий, характеризующих протекание технологического процесса.

Качество распознаваний технологических событий, в сравнении с возможными действиями оператора (технолога), показано в табл. 2. Для иллюстрации работы системы мониторинга использовали технологическую операцию по поддержанию шлака во вспененном состоянии, что позволяет печи работать на более высокой ступени трансформатора (более высокой мощности).

Для оценки степени заглуженности дуг у сталевара есть два критерия — визуальный (относительная высота шлака) и по звуку (при открытии дуг звук работы печи становится сильнее и прерывистее), в то же время система мониторинга имеет более широкие возможности как по количеству событий, так и по качеству их оценки.

Это связано с тем, что некоторые события, например «слабый сход шлака», не отражают общее состояние процесса — дуги еще заглужены, звук работы печи ровный, и сталевар никак не реагирует. В то же время система мониторинга распознает тенденцию к возникновению события «дуга открыта» и заблаговременно принимает меры к предупреждению нежелательных последствий. Именно это неявное распознавание тенденций и дает в общем выигрыш по времени и ресурсам.

Таким образом, разработан алгоритм классификации с использованием НС типа «многослойный

персептрон», позволяющий определять технологические события на ранней стадии их возникновения. Для условий работы ДСП-1 и ДСП-2 Белорусского металлургического завода разработана архитектура сети и оценены ее параметры. На основании данных о форме сигнала мгновенного напряжения дуги с использованием вейвлет-анализа и НС разработана система распознавания состояния технологического процесса (мониторинга) выплавки стали в ДСП. Результаты работы могут быть использованы для совершенствования существующих и создания новых систем управления технологическим процессом.

1. *Вычислительное устройство для управления режимом дуговой печи* / Ю. В. Ефроймович, А. Н. Котиков, И. Я. Стюн и др. // *Электричество*. — 1958. — № 5. — С. 15–20.
2. *Промышленное освоение компьютерного управления выплавкой стали на БМЗ и ММЗ на основе физико-химической модели «ОРАКУЛ»* / А. Г. Пономаренко, М. П. Гуляев, И. В. Деревянченко и др. // *Труды пятого конгресса сталеплавателей*. — М.: ОАО «Черметинформация», 1999. — С. 174–177.
3. *Троянский А. А., Сняков Р. В.* Идентификация технологических событий при выплавке стали в ДСП с использованием вейвлет-анализа // *Современ. электрометаллургия*. — 2008. — № 3. — С. 58–62.
4. *Jeffery W., Rosner R.* Neural network processing as a tool for friction optimization // *Neuronet comput. conf.* (Snowbird, Utah, Apr. 13–16, 1986). — New York, 1986. — P. 241–246.
5. *Lippmann Richard P.* Gold ben neuronet classifiers useful for speech recognition // *IEEE 1st. conf. neural networks* (San Diego, 1987). — San Diego, 1987. — P. 417–425.
6. *Головки В. А.* Нейроинтеллект: Теория и применения. Кн. 1. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями. — Брест: БПИ, 1999. — 260 с.
7. *Уоссермен Ф.* Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. — М.: Наука, 1992. — 184 с.
8. *Ежов А. А., Шумский С. А.* Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе. — М., 1998. — 155 с.
9. *Ситуаційне керування в дугових печах: Монографія* / Л. Д. Костинюк, А. О. Лозинський, О. Ю. Лозинський и др. — Львів: Львівська політехніка, 2004. — 382 с.
10. *Опыт внедрения новой системы управления плавкой на ДСП № 1 Белорусского металлургического завода* / Р. Н. Мартынов, М. П. Гуляев, В. Ю. Гуненков и др. // *Электрометаллургия*. — 2002. — № 6. — С. 36–40.
11. *Развитие интеллектуальных систем управления технологическими процессами выплавки стали* / А. Г. Пономаренко, Р. В. Сняков, С. В. Довгонюк и др. // *Труды седьмого конгресса сталеплавателей*. — М.: ОАО «Черметинформация». — 2003. — С. 293–297.

Донецк. нац. техн. ун-т

Поступила 05.06.2008