

ОБ ИСПОЛЬЗОВАНИИ КОСВЕННОЙ ИНФОРМАЦИИ В СИСТЕМАХ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ ПЛАВКОЙ СТАЛИ

Троянский А.А., Синяков Р.В., Федяев О.И., Корзун Е.Л.
Донецкий национальный технический университет

Современное металлургическое производство требует постоянного контроля технологических параметров, их своевременного и точного регулирования и поддержания в заданных пределах [1]. В основе управления технологическим процессом лежит первичная информация, например, для периода плавления – это информация о наличии на подине объема жидкого металла, о скорости плавления металлолома, о количестве и качестве шлака; при нагреве металла – это информация о степени экранирования дуги вспененным шлаком, о его качественном и количественном составе и т.д. Трудности в получении такой информации заключаются в отсутствии надежно работающих первичных датчиков или в огромных затратах на бесперебойную организацию их работы. В связи с этим были предложены различные методы и параметры косвенного контроля: использование информации о гармоническом составе тока или напряжения дуги [2, 3], положении электродов [4], значениях эксплуатационного индуктивного сопротивления [5], изменения постоянной составляющей напряжения фазы [6] и т.д.

Информация, полученная косвенным методом, объективна, если выполняются следующие условия [3]:

- установлена зависимость между течением отдельных технологических операций и выбранным для косвенного контроля параметром;
- полученная зависимость наблюдается от плавки к плавке;
- выбранный для косвенного контроля параметр сам поддается объективному контролю.

Данным критериям соответствует информация о форме сигнала напряжения и тока дуги: во-первых, тем, что имеется достаточное количество публикаций по вышеизложенной теме, соответственно приведено большое количество данных; во-вторых, дуговой разряд чрезвычайно чувствителен к малейшим изменениям физических и химических свойств металла и шлака, к не однородности системы (наличие нерасплавленного металлолома, его количество и т.д.).

Непосредственное получение сигнала о мгновенном напряжении дуги достаточно проблематично из-за ряда технических причин и, прежде всего, из-за высокого напряжения, которое колеблется в диапазоне 0 – 1000 В. Поэтому использовали в качестве источника вольтметр V , который измеряет мгновенное напряжение дуги U (рис. 1). В качестве аналогово-цифрового преобразователя использовали звуковую карту персонального компьютера (ПК). Обычная звуковая плата ПК способна воспринимать и преобразовывать сигнал сложной формы в пределах звуковой частоты и амплитудой до 2В в цифровую форму со входа LINE-IN или же с микрофона. Таким образом, можно работать с любым сигналом до 20 кГц, и выше, в зависимости от звуковой платы. Единственным препятствием является максимальный предельный уровень входного напряжения, который колеблется в диапазоне 0,5-2 В. Для этого был собран делитель напряжения на резисторах и откалиброван с учетом того, что напряжение на клеммах вольтметра изменялось в диапазоне 0-35 В.

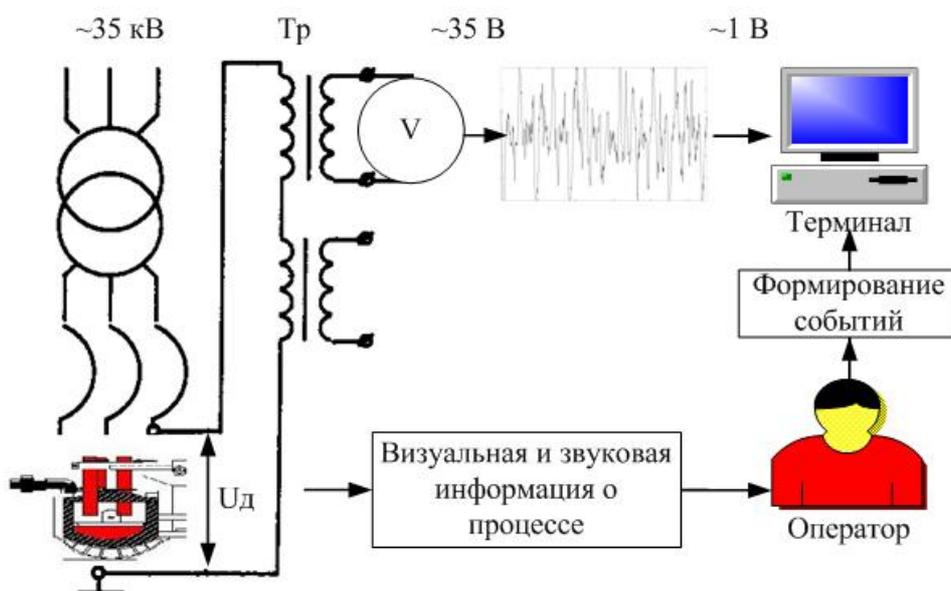


Рис. 1 – Схема получения сигнала о напряжении дуги.

В большинстве случаев [7] удовлетворительные результаты обеспечивает формат данных с фиксированной запятой, длина слова 16 бит, частоты сигналов от 4 до 20 кГц. В данной работе частота дискретизации составила 22050 Гц.

Обработанный сигнал о напряжении дуги записывали на жесткий диск и передавали для визуализации. Примерный вид

получаемого сигнала (фрагмент за одну секунду) представлен на рис. 3.

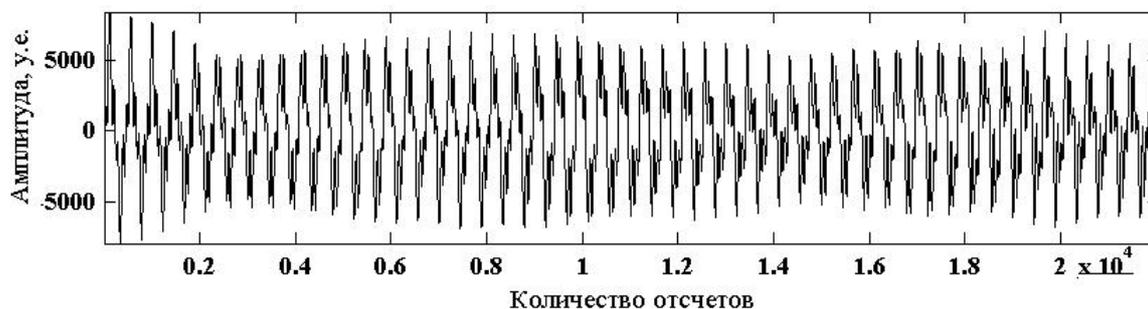


Рис. 2 – Исходный сигнал о напряжении дуги.

Параллельно оператор (технолог) на основании визуальной и звуковой информации фиксировал состояние технологического процесса, которое также записывалось на жесткий диск. На рис. 3 представлены примеры сигнала при разных состояниях процесса.

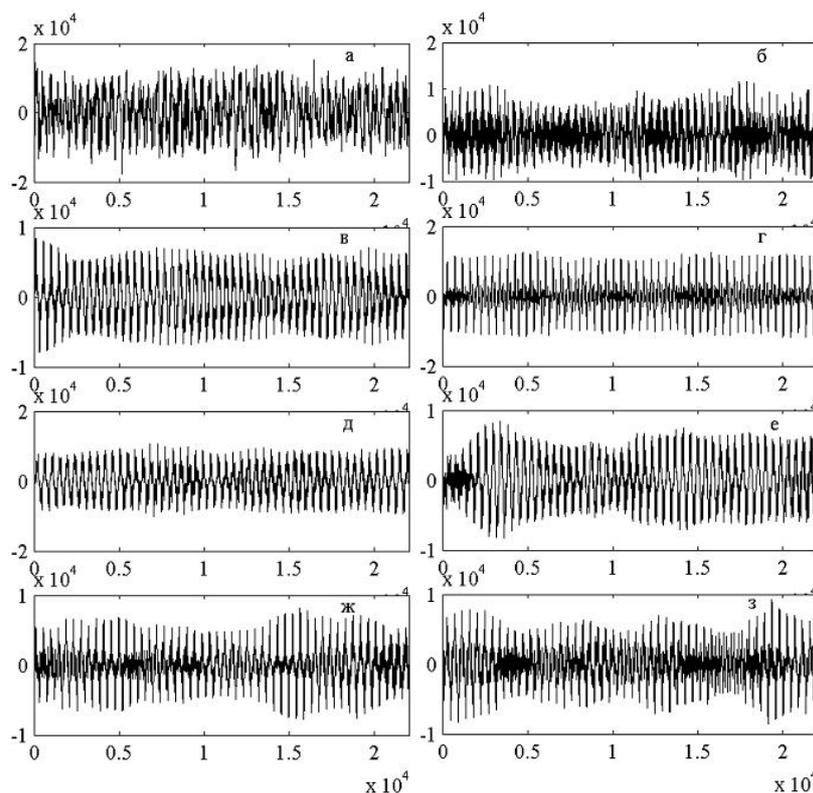


Рис. 3 – Пример сигнала при разных состояниях технологического процесса: а) проплавление колодцев; б) окончание плавления первой корзины; в) равномерный ход процесса; г) окончание проплавления второй корзины; д) открытие дуг; е) медленный сход шлака; ж) шлак на уровне порога; з) сильный сход шлака.

Задача системы мониторинга состоит не только в распознавании состояния процесса, но и в прогнозе возникновения определенных состояний, которые необходимо либо развить, либо предупредить. Поэтому в чистом виде (рис. 3, 3) сигнал о напряжении дуги использовать малоэффективно, необходимо выполнить свертку информации – очистить от шумов, выполнить сжатие и представить в виде необходимом и достаточном для использования существующих методов классификации информации.

Наибольшее развитие получил метод исследования гармонического состава тока или напряжения дуг, состоящий в том, что несинусоидальная величина представляется в виде суммы основной гармоники (50 Гц, промышленная частота) и гармонических составляющих, частота которых кратна частоте основной гармоники [2,3]. На рис. 4 представлены первые три гармоники исследуемого сигнала.

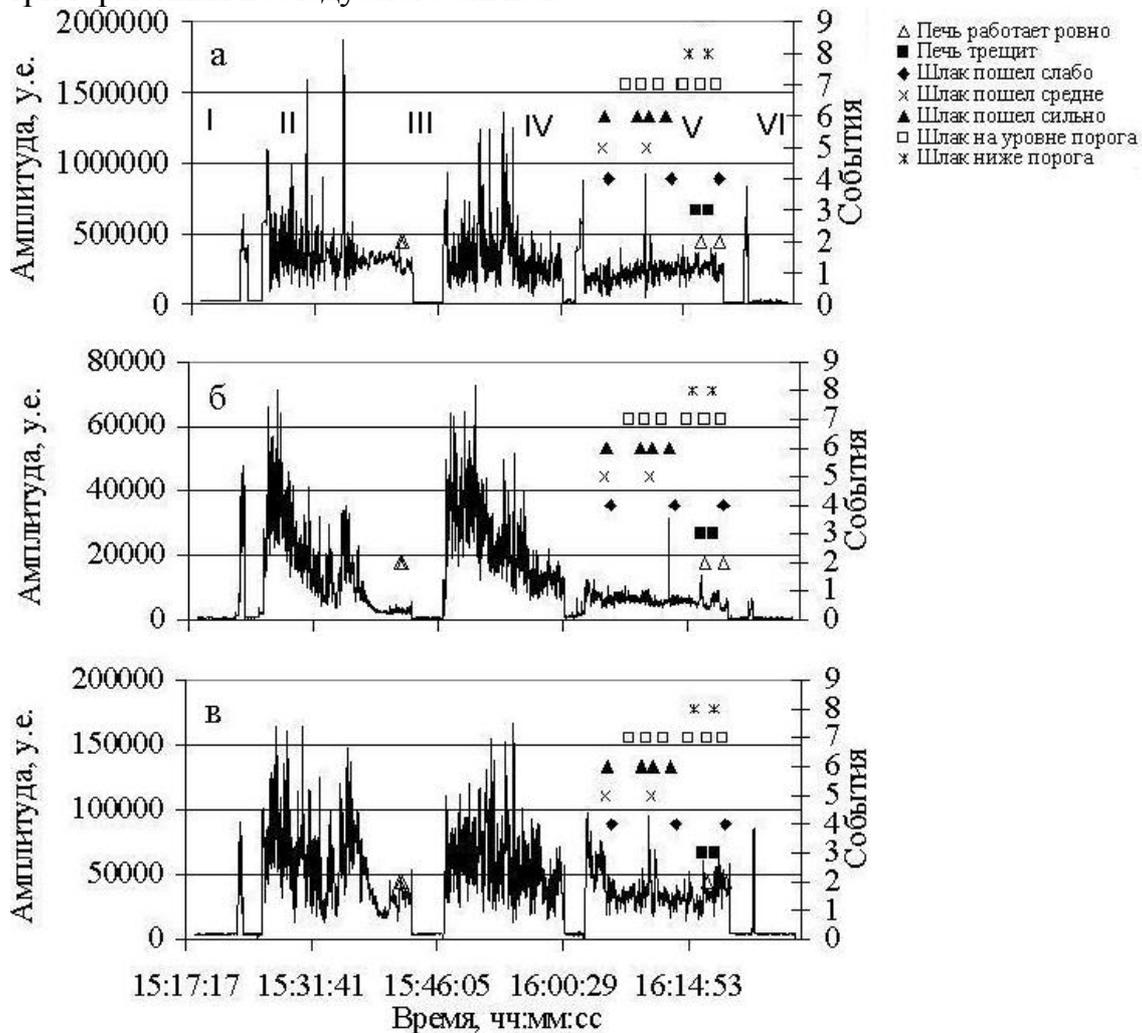


Рис. 4 – Вид первых трех гармоник в процессе плавки: I – завалка, II – плавление, III – подвалка; IV – плавление второй корзины; V – окислительный период; VI – выпуск

Как видно (рис. 4), рисунок отражает существующее в литературе предположение об информативности сигнала о напряжении дуги. Например, области нормальной работы агрегата (событие «печь работает ровно») достаточно хорошо видны при рассмотрении второй гармоники, в то же время моменты изменения интенсивности схода шлака отражает ход кривой третьей гармоникой. Однако анализ Фурье обладает рядом недостатков [8,9] приводящих к потере информации о временных характеристиках сигналов и, как следствие, подразумевает использование искусственных приемов, направленных на установление их частотно-временной локализации (например, окон данных), поэтому в данной работе для цифровой обработки сигнала предложено использовать вейвлет-анализ.

Предварительный анализ спектрограммы (рис. 5), выполненный с использованием непрерывного вейвлет-преобразования (в качестве анализирующего выбран вейвлет Добеши) показал, что сигнал за одну секунду (22050 отсчетов (рис. 3)) несет достаточно информации о процессе.

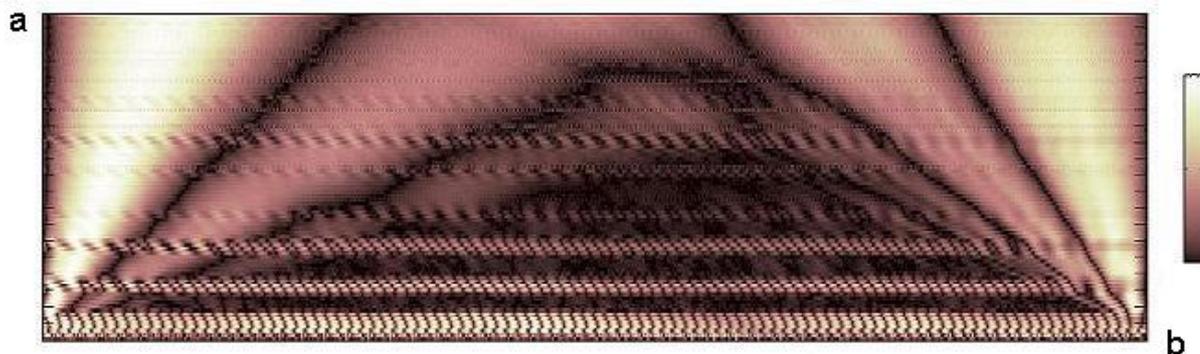


Рис. 5 – Пример вейвлет-спектра исследуемого сигнала: *a* - масштаб; *b* - количество отсчетов.

Для удобства исходный сигнал разбили на равные периоды, длина которых кратна степени двойки 2^{11} или 2048 отсчетов. В результате получили для каждого образа 10 подобразов (рис. 6).

Очистку сигнала от шумов выполняли с использованием метода Донохо-Джонстона [10]. Данный метод является достаточно простым для реализации, экономичным в вычислительном отношении, поскольку подразумевает использование лишь быстрых алгоритмов вейвлет-преобразования, и содержит три шага, которые, будучи последовательно примененные к исходному сигналу, создают эффект шумоподавления. Предварительно анализируемый сигнал

подвергается кратномасштабному дискретному вейвлет-преобразованию до седьмого уровня разложения (рис. 7).

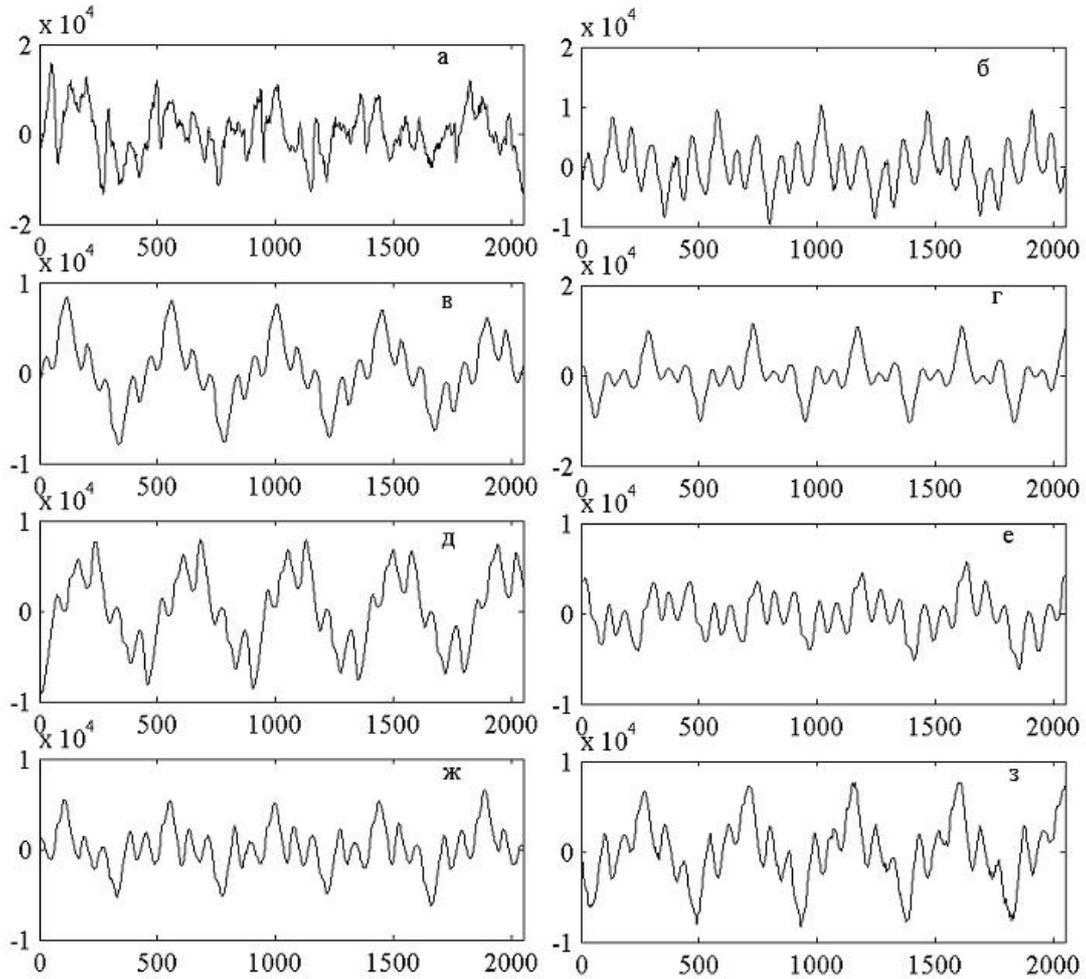


Рис. 6 – Пример сигнала при разных состояниях технологического процесса (2048 отсчетов). Обозначения на рис. 3.

В роли анализирующего выбрали вейвлет Добеши десятого порядка, обладающего свойствами необходимыми для дискретного вейвлет - преобразования. Затем определили пороговое значение шумовой добавки, как максимальную амплитуду кривой отражающей коэффициенты детализации первого уровня разложения. После этого обратили в нуль коэффициенты детализации всех уровней абсолютное значение которых меньше заданного порога и выполнили обратное вейвлет-преобразование (рис. 8).

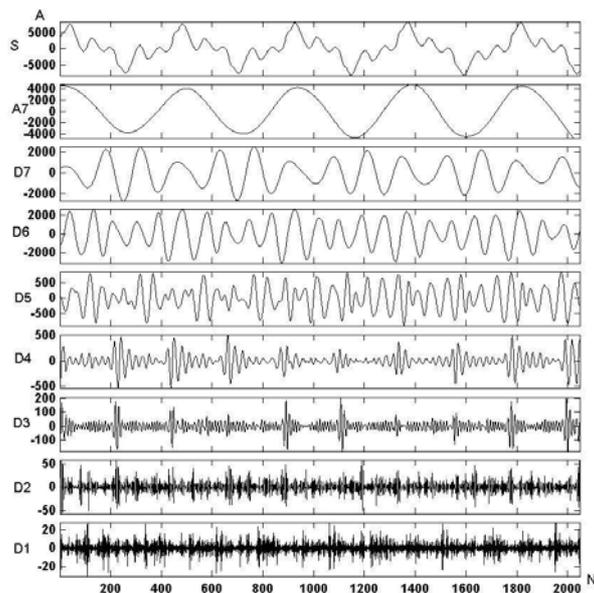


Рис. 7 – Одноуровневое дискретное вейвлет-разложение сигнала: S исходный сигнал, A_i коэффициенты аппроксимации, D_i коэффициенты детализации.

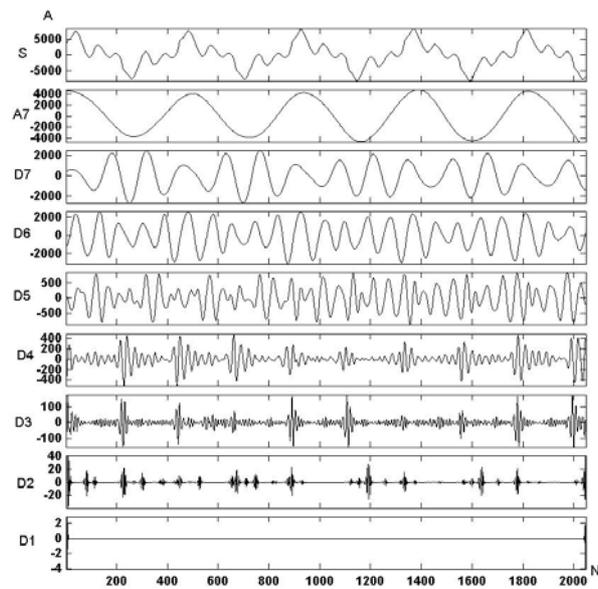


Рис. 8 – Восстановленный сигнал. Обозначения те же.

Схема сжатия аналогична процессу шумоподавления представленному ранее – ключевым моментом является выполнение пороговой обработки вейвлет-коэффициентов [11]. Выполняем многомерное дискретное вейвлет-разложение сигнала до седьмого уровня. В качестве базисной функции используем вейвлет Добеши 2-го порядка. Предварительная оценка степени сжатия сигнала с использованием общей энергии показала, что основную информационную нагрузку несут коэффициенты детализации шестого и седьмого уровней. Визуально оценивая степень восстановления сигнала (рис. 9), в результате оставили по десять коэффициентов шестого и седьмого уровней имеющих абсолютное максимальное значение, что обеспечивает необходимое сжатие сигнала и достаточную информацию об исходном сигнале.

Таким образом для каждого исследуемого состояния технологического процесса и предшествующего ему момента (за одну секунду) получили вектор свойств образа (рис. 10) состоящий из 38 коэффициентов, в том числе 18 коэффициентов аппроксимации, 10 коэффициентов детализации шестого уровня разложения и 10 – седьмого уровня.

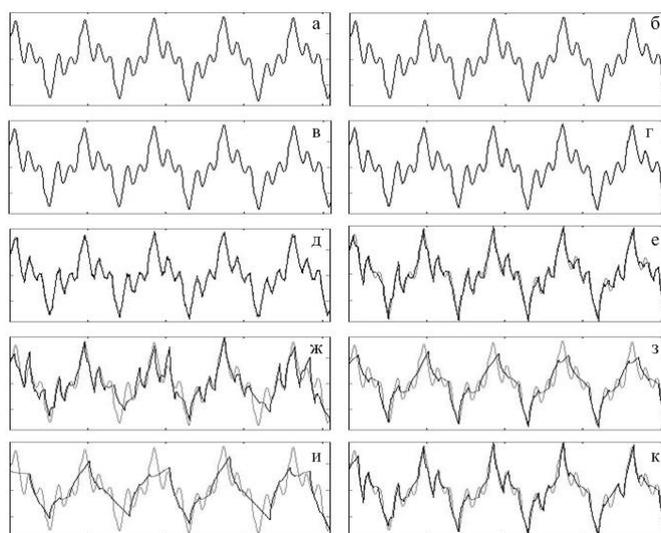


Рис. 9 – Сравнение результатов восстановления сигнала при разной степени сжатия: а) восстановление по 2063 коэффициентам; б) 1038; в) 524; г) 266; д) 136; е) 70; ж) 52; з) 36; и) 18; к) 38 (селективный выбор). Серая линия исходный сигнал, темная – восстановленный.



Рис. 10 – Образ сигнала.

Функцию распознавания предлагается реализовать на основе теории искусственных нейронных сетей (ИНС). Одно из преимуществ ИНС (а так же недостаток при реализации их на последовательной архитектуре) это то, что все элементы могут функционировать параллельно, тем самым существенно повышая эффективность решения задачи. Кроме того этого они предоставляют мощные гибкие и универсальные механизмы обучения, что является их главным преимуществом перед другими методами. Обучение избавляет от необходимости выбирать ключевые признаки, их значимость и отношения между признаками. Тем не менее, выбор исходного представления входных данных (вектор в n -мерном пространстве, частотные характеристики, вейвлеты и т.п.), существенно влияет на качество.

На основании проведенных авторами исследований и анализа выполненного в работе [12] по применимости различных архитектур нейронных сетей к решению различных задач, для решения поставленной задачи выбрали архитектуру типа «многослойный

перцептрон». Данная архитектура в большей степени отвечает специфике рассматриваемой задачи – достаточно компактна за счет эффективного использования всех нейронов сети, зачастую требует меньшего числа обучающих примеров и имеет удовлетворительную для рассматриваемой задачи скорость обучения.

К основному недостатку ИНС следует отнести отсутствие формализованных методик построения нейросетевой модели, а как следствие высокая сложность ее построения. В первую очередь необходимо определиться с размерностью входного массива. Как видно, он будет соответствовать размерности вектора свойств $N = 38$.

Выбор архитектуры сети для решения конкретной задачи основывается на опыте разработчика. Поэтому предложенная ниже архитектура сети является одним вариантом из множества возможных конфигураций. Для решения поставленной задачи сформируем трехслойную сеть обратного распространения, включающую 38 нейронов во входном слое (по числу компонент входного вектора) с передаточной функцией «гиперболический тангенс», 19 нейронов во втором слое с передаточной функцией «гиперболический тангенс» и 3 нейрона в выходном слое (по числу компонент выходного вектора) с передаточной функцией «гиперболический тангенс». При этом в качестве обучающего алгоритма выбран алгоритм обратного распространения ошибки. Обучение ИНС будет происходить по схеме «обучение с учителем», поэтому необходимо сформировать массив выходных векторов -эталонов для соответствующего массива входных векторов. В данной работе используется информация только о семи событиях (табл. 1).

Таблица 1 – Организация векторов - эталонов.

Событие	Вектор		
проплавление колодцев	1	-1	-1
окончание плавления корзин	-1	1	-1
печь работает ровно	-1	-1	1
печь трещит	1	1	-1
сход шлака слабый	-1	1	1
сход сильный	1	1	1
шлак на уровне порогов	1	-1	1

Отметим, что функция «гиперболический тангенс» имеет ту же форму, что и логистическая функция, но изменяется в пределах от -1 до $+1$:

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}. \quad (1)$$

Перед подачей ИНС входных сигналов их необходимо нормировать [12,13,14], например, в диапазон значений $[-1,1]$ или $[0,1]$, либо делать так, чтобы входные сигналы не слишком выходили за пределы этих отрезков.

Ввиду того, что используемая функция активации изменяется в диапазоне от -1 до $+1$, в данной работе нормировка обучающего набора данных выполняется таким образом, чтобы среднее значение было равно нулю при единичном стандартном отклонении (использование математического аппарата статистики):

$$x_i = \frac{x_i - \tilde{m}_x}{\sqrt{\tilde{D}_x}}, \quad (2)$$

где \tilde{m}_x - математическое ожидание, \tilde{D}_x - дисперсия.

Количество входных векторов примем равным 140 (рис. 11).

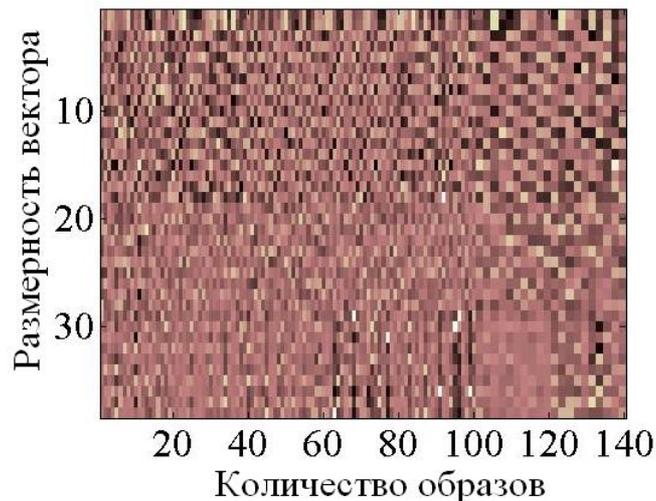


Рис. 11 – Массив входных векторов свойств.

Этого достаточно для обучения, а процесс обучения не займет много времени. Перед началом обучения всем весам должны быть присвоены небольшие начальные значения, выбранные случайным образом. Это гарантирует, что в сети не произойдет насыщения большими значениями весов, и предотвращает ряд других патологических случаев [13].

Цель обучения нейронной сети состоит в том, чтобы минимизировать ошибку, которая возникает на каждом выходном элементе на тренировочном множестве данных.

В данной работе в качестве ошибки вычисляется сумма квадратичных отклонений выходов сети от эталонов. Задаем критерий окончания обучения – значение отклонения, при котором обучение будет считаться законченным: 0,001. Иногда не достигают заданного значения ошибки, поэтому ограничили общее количество итераций – 100. Процесс обучения иллюстрируется графиком зависимости оценки функционирования от номера цикла обучения (рис. 12), которое закончилось на 10 итерации.

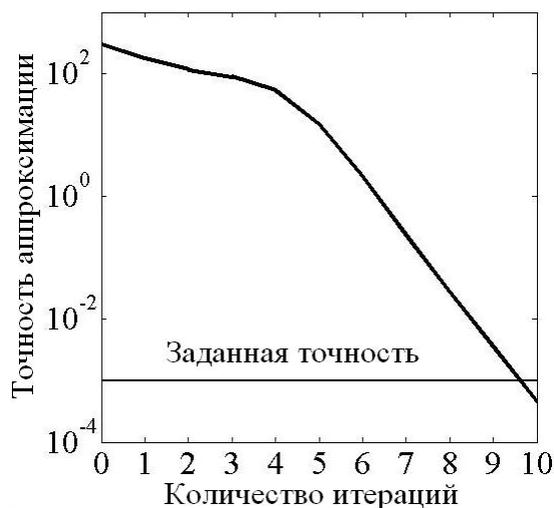


Рис. 12 – Обучение сети.

Для моделирования работы сети использовали тестовый набор данных состоящих из 140 входных векторов свойств (не из обучающей выборки). Как показал тест, процент ошибки классификации при данной схеме представления исходного вектора свойств достигает 26,5%, т.е. правильное распознавание состояния технологического процесса наблюдали в 103 случаях из 140. Полученный результат является приемлемым для систем управления промышленными агрегатами как в режиме «советчик оператора», так и в автоматизированном режиме.

В данной работе получило дальнейшее развитие исследование возможности получения информации о ходе технологического процесса посредством косвенных характеристик. На этой основе разработаны схемы получения и цифровой обработки сигнала о мгновенном напряжении дуги, которые позволяют формировать информацию отражающую определенную технологическую ситуацию по ходу плавки в дуговой сталеплавильной печи.

Использование в качестве метода цифровой обработки сигнала вейвлет-разложения позволяет с приемлемой скоростью и качеством

получать необходимые образы сигнала, в отличие от преобразования Фурье вейвлет-анализ позволяет анализировать сигнал в виде составляющих его локализованных во времени элементарных процессов.

Оценена возможность использования искусственных нейронных сетей, что позволило разработать алгоритм классификации сигнала. Получены и обработаны реальные промышленные сигналы технологического процесса выплавки стали в 100-тонной ДСП, выполнена их классификация.

Результаты работы могут быть использованы в составе существующих систем управления технологическим процессом, при обработке подобных сигналов, при изучении влияния различных факторов на технологический процесс.

Литература

1. Системный подход к управлению технологическими процессами на металлургическом мини-заводе / А.К. Бабичев, А.И. Суханов, Ю.Л. Волобуев, А.В. Старосоцкий // Сталь. – 2000. - №1. - С. 80-82.
2. Зацепин Е.П., Ладанов А.С., Захаров К.Д. Информационно-измерительный комплекс для дуговых сталеплавильных печей // Сталь. – 2004. - № 3. - С. 23-26.
3. Хусид Ф.Б., Эдемский В.М., Подвальный Б.А. Получение информации о ходе технологического процесса электроплавки стали косвенным методом // Бюллетень ин-та «Черметинформация», 1974. - № 5. - С. 47-48.
4. Галкин М.Ф., Кроль Ю. С. Кибернетические методы анализа электроплавки стали. – М.: Металлургия, 1971. – 304 с.
5. Рулев В. А., Никокошев Н. Т., Плуготаренко В. Ф., Мищенко В. Я. Повышение эффективности работы электропечи при использовании лома низкой насыпной плотности // Сталь, 1978, № 3. с. 26-28.
6. Рыженков А.Н., Дрогин В.И., Троянский А.А. Эффективная система управления энергетическим режимом высокоомощной дуговой сталеплавильной печи // Труды четвертого конгресса сталеплавильщиков. – М.: ОАО Черметинформация. – 1997. – С. 178-182.
7. Сазанов В.М., Парфенов Н.С. Цифровая обработка сигналов: прошлое и настоящее. Часть 1. Прошлое. <http://www.computer-museum.ru/histussr/dsp.htm>.
8. Терехов С.А. Вейвлеты и нейронные сети. Лекция для школы-семинара "Современные проблемы нейроинформатики". МИФИ, Москва, 24-26 января 2001 г. URL: <http://alife.narod.ru/lectures/wavelets/index.html>.
9. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001. – 464с.
10. Donoho D.L., Johnstone I.M. Neo-classical minimax problems, thresholding, and adaptation // Bernoulli, 1996, №1. – P. 39-62.

11. Маслов А.М., Еремеев Д.Г. Применение вейвлет-анализа для сжатия цифровых осциллограмм аномальных режимов // ООО «АББ Автоматизация», 2004. URL: http://ftp.cdu.elektra.ru/RZA/tezis2004/100_bresler.pdf.
12. Родионов П.Е. Методика извлечения знаний в задачах анализа рядов динамики с использованием нейронных сетей. Автореф. дисс. канд. тех. наук. М.: МГТУ им. Баумана, 2003, - 16с.
13. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. М.: Наука, 1992, - 184 с.
14. Царегородцев В.Г., Погребная Н.А. Нейросетевые методы обработки информации в задачах прогноза климатических характеристик и лесорастительных свойств ландшафтных зон // Методы нейроинформатики / Под ред. Горбаня. – Красноярск, КГТУ, - 1998. – С. 65 – 110.