

И.Г. Гулина, В.И. Корниенко, д-р техн. наук

(Украина, Днепрпетровск, Государственное ВУЗ «Национальный горный университет»)

ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТЕПЛООВОГО СОСТОЯНИЯ ДОМЕННОЙ ПЕЧИ ПО УРОВНЮ РАСПЛАВА

Введение

Управление доменным процессом предполагает обеспечение заданного химического состава продуктов плавки и температуры жидкого чугуна на выпуске, что определяется тепловым состоянием (ТС) доменной печи (ДП) в процессе выплавки чугуна [1].

Состояние вопроса

Оценивают ТС печи, как правило, по содержанию кремния в чугуне, составу и физическим свойствам шлака, температуре чугуна и шлака на выпуске.

Для контроля ТС ДП получили распространение расчетные способы и методики, позволяющие контролировать как ТС горна печи путем определения скоростей опускания шихтовых материалов, так и положение и температуру зоны размягчения и плавления [2]. Однако такие расчетные методы являются громоздкими и имеют низкую оперативность.

Постоянный, оперативный и достоверный контроль ТС важен как с точки зрения оптимизации ведения плавки, так и с точки зрения безопасной работы ДП. Для этого получили развитие косвенные методы диагностики, например, с контролем процесса накопления-выпуска жидких продуктов в горне ДП.

Суть такого метода заключается в том, что восстановление железа сопровождается термоэлектрическими и электрохимическими процессами, которые наводят на металлическом кожухе ДП значительные электрические токи и потенциалы. Изменение разности потенциалов и отражает характер накопления-выпуска жидких продуктов в горне, повторяя движение верхней границы жидких продуктов (уровня расплава – УР) [3].

Доменный процесс является сложным объектом управления (ОУ), имеющим нелинейные зависимости, нестационарные параметры, зависимые (многовязные) переменные, высокий уровень помех, а также значительную инерционность и время запаздывания [1].

При этом использование математических моделей не только на стадии проектирования, но и в процессе функционирования систем, позволяет управлять сложными технологическими процессами, поскольку проблема реализации адаптивных регуляторов такими ОУ определяется принципом внутренней модели [4].

В связи с этим, актуальным для управления ТС ДП является его идентификация и прогнозирование по УР, как ОУ.

Цель статьи

Выполнение идентификации и прогнозирования ТС ДП, включающее выбор интервала управления (дискретизации), а также определение характеристик тренда УР и оценку точности его прогнозирования.

Выбор интервала управления тепловым состоянием доменной печи

Известно [1], что по каналу «рудная нагрузка – содержание кремния в чугуне» (управление сверху ДП) постоянная времени составляет $T = 2,6 \dots 6$ ч, а задержка – $\tau = 4 \dots 4,5$ ч. При этом по каналу «параметры дутья – содержание кремния в чугуне» (управление снизу ДП) постоянная времени составляет $T = 1 \dots 5$ ч и задержка – $\tau = 0,5 \dots 1$ ч.

При этом, например, в условиях ДП-6 комбината «Азовсталь» среднее время между выпусками чугуна (длительность плавки) составляет $\bar{t}_q = 155$ мин.

Значение интервала управления Δt (и дискретизации) определяется как динамическими свойствами ОУ, так и спектральными характеристиками его сигналов.

Для выбора Δt можно составить следующую систему уравнений:

$$\Delta t = \bar{t}_q / N_{ann} ; \quad (1)$$

$$\Delta t = T_{p\text{ мин}} / N_{ann} ; \quad (2)$$

$$\Delta t + \tau_{\text{ макс}} \leq T_{np} \leq \tau_{\text{ кор}} , \quad (3)$$

где N_{ann} – необходимое количество точек для аппроксимации временного интервала ($N_{ann} = 5...10$ [5]); $T_{p, мин} = m \cdot T_{мин}$ – минимальное время регулирования (для рассматриваемых каналов управления $m = 3...5$ [1,4]), а $T_{мин} = 1$ ч = 60 мин – минимальное значение постоянной времени каналов управления ТС ДП сверху и снизу); T_{np} – требуемая глубина прогнозирования; $\tau_{макс}$ – максимальное значение запаздывания по каналам управления ($\tau_{макс} = 4,5$ ч = 270 мин); $\tau_{кор}$ – интервал корреляции сигнала управляемой величины.

Выражения (1)–(2) определяют условие (согласно теореме Видроу [5]) перехода от одного непрерывного интервала к его дискретному представлению, а выражение (3) – условие обеспечения требуемой глубины прогноза T_{np} , которая, в общем случае, не может превышать $\tau_{кор}$ [6].

Тогда в соответствии с (1) получим $\Delta t = 15...30$ мин и в соответствии с (2) – $\Delta t = 12...60$ мин, откуда предварительно можно принять значение $\Delta t = 30$ мин.

Для определения динамических свойств сигнала, характеризующего УР, по его мгновенным значениям (с интервалом дискретизации $\Delta t_1 = 5$ мин) были построены его время-частотные представления (рис. 1).

Здесь тренд УР получен путем усреднения по значению времени плавки \bar{t}_q с использованием вейвлет-функции в виде симлет [7].

Задавшись уровнем значимости корреляционной связи 0,2 в соответствии с рис. 1, б получено, что интервал корреляции для тренда УР составляет $\tau_{кор} = 158 \cdot 5$ мин = 790 мин. Таким образом, для принятого $\Delta t = 30$ мин условие (3) выполняется, поскольку 30 мин + 270 мин < 790 мин.

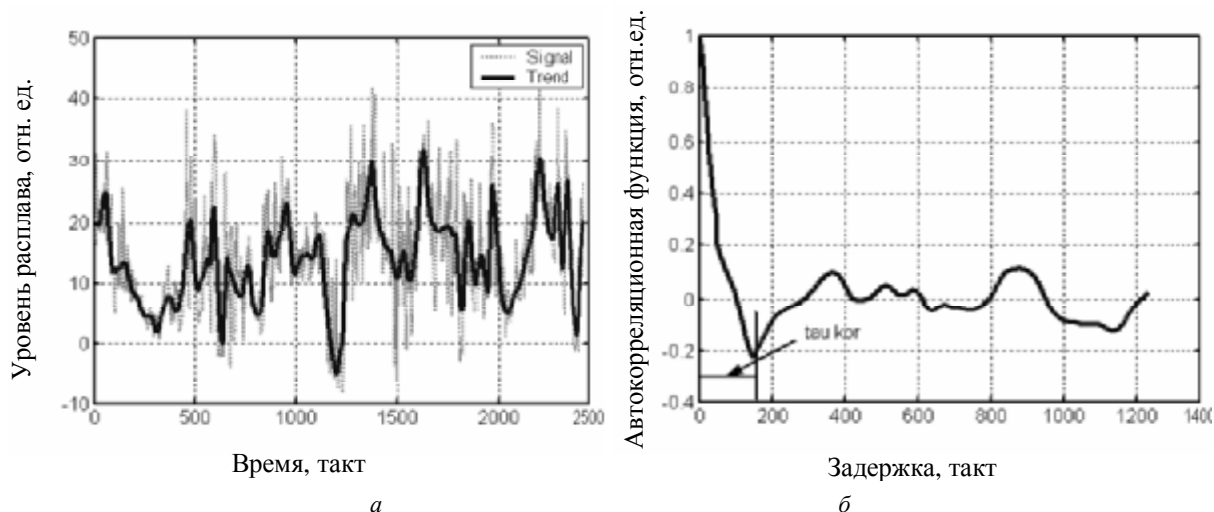
Далее определим значение погрешности, обусловленной ограничением спектра сигнала УР (см. рис. 1, в) из-за принятого значения интервала управления (дискретизации) $\Delta t = 30$ мин. При этом, для сигнала УР (см. рис. 1, а) интервал дискретизации составляет $\Delta t_1 = 5$ мин.

В соответствии с теоремой восстановления Котельникова–Шеннона [8] интервал дискретизации связан с верхней частотой в спектре f_{ϵ} выражением:

$$\Delta t \leq 1/(2f_{\epsilon}) \quad \text{или} \quad f_{\epsilon} \leq 1/(2\Delta t). \quad (4)$$

При рассматриваемом количестве точек (интервалов) в спектре $N_1 = 618$ (см. рис. 1, в), для которого в соответствии с (4) верхняя частота равна

$$f_{\epsilon 1} \leq 1/(2\Delta t_1), \quad (5)$$



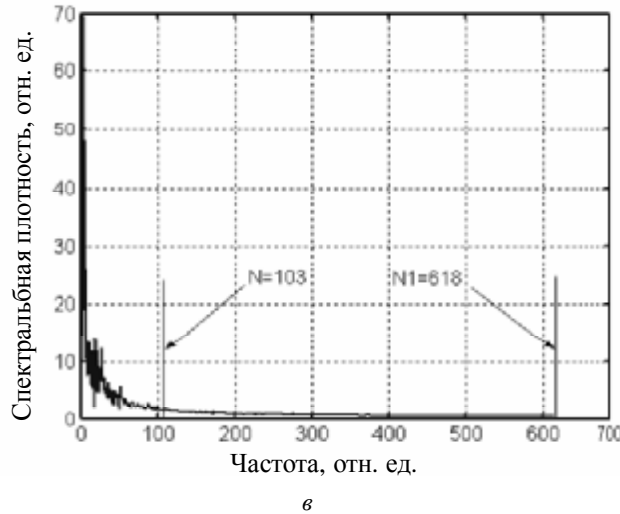


Рис. 1. Временная реализация УР (Signal) и его тренда (Trend) (а), автокорреляционная функция тренда (б) и спектральная плотность сигнала УР (в)

разрешение (интервал дискретизации) по частоте составляет:

$$\Delta f = 1 / (N_1 \cdot \Delta t_1) = 1 / (618 \cdot 5 \text{ мин} \cdot 60 \text{ с/мин}) = 5,393 \cdot 10^{-6} \text{ Гц.} \quad (6)$$

При этом, поскольку разрешение по частоте одно и то же, то справедливы выражения $f_{\text{с1}} = N_1 \cdot \Delta f$ и $f_{\text{с}} = N \cdot \Delta f$, откуда, с учетом (4) и (5), определим количество отсчетов N в спектре, соответствующих $f_{\text{с}}$:

$$N = N_1 \cdot \Delta t_1 / \Delta t = 618 \cdot 5 \text{ мин} / 30 \text{ мин} = 103 \text{ отсчета.} \quad (7)$$

Тогда ошибка $\epsilon_{\text{с}}$, обусловленная отсечением энергии на верхних частотах (в полосе $f_{\text{с}} - f_{\text{с1}}$), определяется как:

$$\epsilon_{\text{с}} = \frac{\sum_{i=N}^{N_1-1} S_i}{\sum_{i=0}^{N_1-1} S_i}, \quad (8)$$

где S_i – значение спектральной плотности сигнала УР в i -той точке по оси частот.

Выполненные расчеты показали, что (с учетом вычета из спектра уровня шумов вычисления) ошибка составляет $\epsilon_{\text{с}} = 0,065 = 6,5 \%$, что является вполне приемлемым.

Таким образом, поскольку выполнены условия (1)–(3), то окончательно принимаем значение интервала управления ТС ДП $\Delta t = 30$ мин.

Тогда, для компенсации максимального запаздывания по каналам управления глубина прогноза n должна составлять (см. (3)):

$$n = (\Delta t + \tau_{\text{макс}}) / \Delta t = 10 \text{ тактов.} \quad (9)$$

Определение характеристик тренда уровня расплава доменной печи

Определим характеристики состояния процесса, порождающего тренд УР ДП, в соответствии с методикой идентификации нелинейных динамических процессов [9].

По виду время-частотных характеристик сигнала УР (см. рис. 1) можно сказать о нерегулярности процесса, который его порождает. Это вытекает из нерегулярного вида временной реализации сигнала тренда (см. рис. 1, а), авторегрессионного вида его корреляционной функции (рис. 1, б) и наличия значительной части энергии спектра сигнала в низкочастотной области (см. рис. 1, в).

Расчеты, выполненные с помощью программы Fractan [10], позволили определить для тренда УР его корреляционную энтропию K_C , корреляционную размерность D_C и показатель Херста H (рис. 2).

Их значения составили: $K_C = 0,36$, $D_C = 2,35$ и $H = 0,23$. При этом, интервал точной предсказуемости (глубина точного прогноза) составила $T_C = 4,46$ такта (длительностью $\Delta t = 30$ мин). На большее время возможно только статистическое прогнозирование, глубина которого зависит от корреляционной функции процесса [6].

Для определения размерности d фазового пространства (глубины памяти) тренда УР вычислена ее оценка сверху $d \leq 5,7 \approx 6$, а для оценки снизу анализировалась зависимость $D_C(d)$, представленная на рис. 2, б.

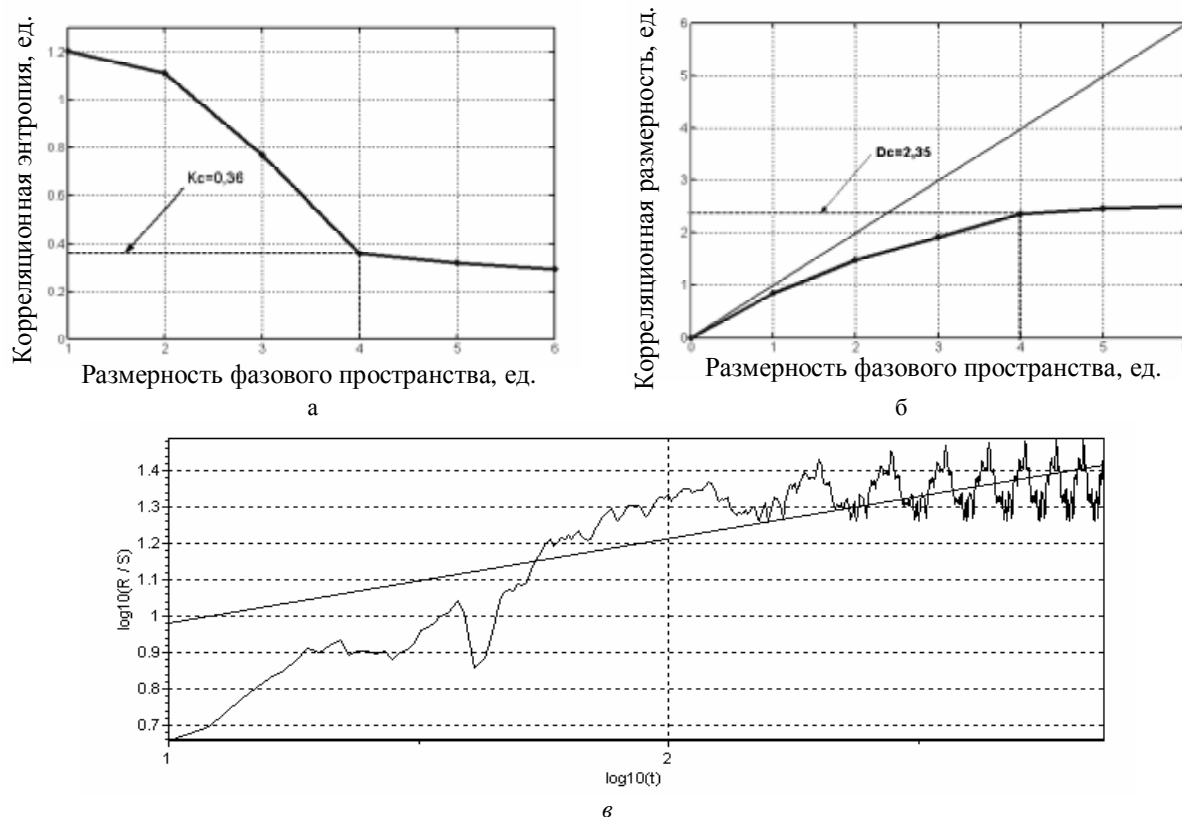


Рис. 2. Корреляционные энтропия (а) и размерность (б), а также показатель Херста (в) для тренда УР ($\Delta t = 30$ мин)

Размерность d , с которой D_C перестает изменяться, является минимальной размерностью вложения аттрактора (состояния порождающей системы), то есть наименьшая целая размерность фазового пространства, которая содержит весь аттрактор.

Из рис. 2, б следует, что размерность аттрактора D_C практически перестает увеличиваться (входит в насыщение) при размерности фазового пространства $d \geq 4$. Таким образом получаем, что $4 \leq d \leq 6$.

Показатель Херста H позволяет классифицировать временные ряды и определять эволюцию их порождающих систем. Полученное значение $H = 0,23 < 0,5$ характеризует тренд УР, как эргодический изменчивый процесс, состоящий из частых спадов-подъемов. То есть увеличение (уменьшение) значений процесса в прошлом означает их вероятное уменьшение (увеличение) в будущем.

Прогнозирование тренда уровня расплава доменной печи

При реконструкции модели процесса, порождающего тренд УР ДП, осуществлялся выбор типа прогнозирующего адаптивного фильтра-аппроксиматора (АФА) с его базисными функциями и параметрами, которые оптимальным образом настраивались под экспериментальные сигналы (временные последовательности) согласно принятому критерию [9].

Для прогнозирования тренда УР использовались линейный (Лин), нейронечеткий (Anfis), нейровейвлетный (НВ) и нейросетевой (НС) АФА.

В качестве ЛинАФА использовался адаптивный КИХ-фильтр 8-го порядка с нормализованным градиентным алгоритмом [8] и шагом адаптации, равным 0,75.

В НВ АФА [11] использовались вейвлеты типа симлет пятого порядка с двумя уровнями разложения, а также каскадная НС с 32 нейронами в скрытом слое с сигмоидальными функциями активации и 1 линейным нейроном в выходном слое.

Для построения остальных нелинейных АФА использовалась структура Винера-Гаммерштайна с количеством линий задержек на входе (глубиной памяти), равной размерности фазового пространства тренда УР $d = 4$, определенной выше.

В качестве нейронечеткого (Anfis) АФА использовалась адаптивная система нечеткого вывода структуры Сугэно [12] с колоколообразной функцией принадлежности и 15 эпохами обучения.

В НС АФА использовалась каскадная НС прямого распространения [12] с 64 нейронами в скрытом слое с сигмоидальными функциями активации и 1 линейным нейроном в выходном слое, а количество циклов обучения составляло не более 300.

Исходная последовательность тренда УР разбивалась поровну на обучающую и проверочную последовательности, а в качестве критерия оптимизации использовалась относительная среднеквадратическая ошибка ϵ между реальными и прогнозируемыми значениями тренда УР в проверочной последовательности.

Моделирование АФА выполнялось с глубиной прогноза до 40 тактов ($40 \cdot \Delta t = 40 \cdot 30 \text{ мин} = 1200 \text{ мин} = 20 \text{ ч}$).

Результаты моделирования представлены на рис. 3 и в таблице.

Ошибки прогноза и время обучения для различных АФА

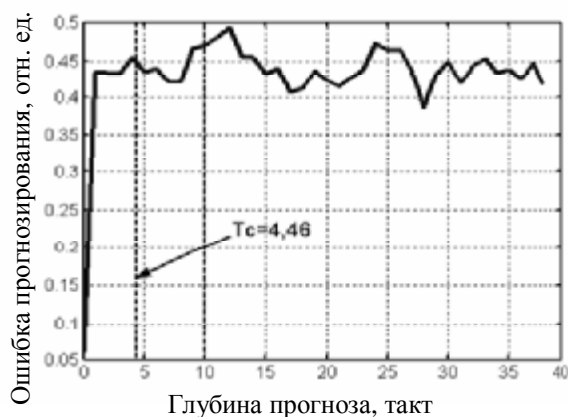
Тип АФА	Лин	Anfis	НВ	НС
Ошибка прогноза на 10 тактов/ T_C (%)	47,1/43,6	5,21/0,42	11,6/6,13	10,4/4,25
Время обучения (с/такт)	0,13	4,55	4,46	139

В таблице приведены значения относительной ошибки ϵ на глубину прогноза $n = 10$ тактов, необходимой для компенсации максимального запаздывания по каналам управления (см. (9)) и на интервал точной предсказуемости $T_C = 4,46$ такта. Кроме того, приведены затраты времени на обучение (адаптацию) рассматриваемых АФА, нормированные по количеству тактов прогнозирования (глубине прогноза).

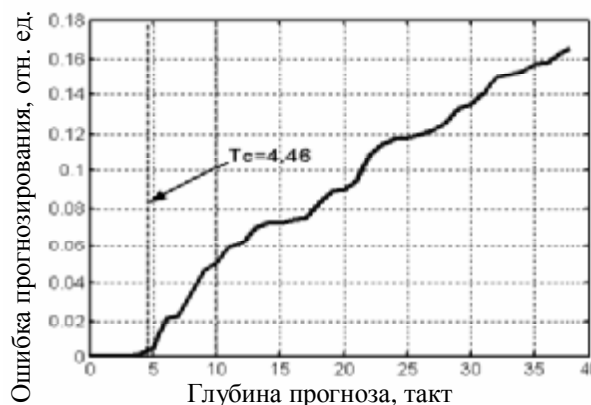
В результате моделирования установлено, что тренд УР порождается существенно нелинейным процессом, поскольку нелинейные АФА имеют относительно небольшие ошибки прогнозирования, а линейный АФА практически неработоспособен (его ошибка прогнозирования $\epsilon > 40\%$ – см. рис. 3, а).

Среди нелинейных Anfis и НС АФА близки по точности прогнозирования, но НС АФА требует в 30 раз больше времени на обучение (см. таблицу). При этом, Anfis и НВ АФА имеют практически одинаковое время обучения, но НВ АФА более чем в 2 раза уступает Anfis по точности. Таким образом, наименьшую ошибку прогнозирования тренда УР имеет Anfis АФА и при этом требует относительно небольшое время на обучение.

Статистическая проверка по непараметрическому критерию знаков [13] показала, что прогнозирование с помощью Anfis АФА адекватно с вероятностью 0,99 рассмотренной экспериментальной реализации тренда УР при глубине прогноза до $n = 10$ тактов.



а



б

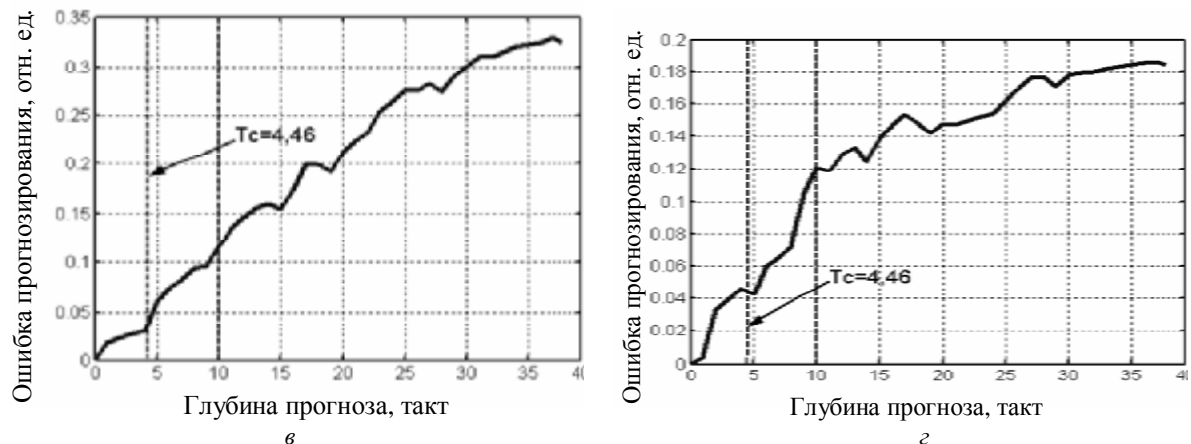


Рис. 3. Зависимость ошибки прогноза тренда УР от ее глубины для различных АФА: линейного (а), нейронечеткого (б), нейровейвлетного (в) и нейросетевого (г)

Выводы

Обосновано значение интервала управления ТС ДП, учитывающее динамические параметры каналов управления и спектральные свойства сигналов ОУ. Это позволило идентифицировать на основе методов нелинейной динамики показатели тренда УР, характеризующего ТС ДП.

Установлено, что тренд УР порождается существенно нелинейным процессом, для прогнозирования которого наиболее эффективным является АФА на основе Anfis (ошибка менее 6 % для требуемой максимальной глубины прогноза 10 тактов).

Дальнейшие исследования должны быть направлены на разработку системы управления ТС ДП с использованием полученных результатов идентификации.

Список литературы

1. Каганов, В.Ю. Автоматизация управления металлургическими процессами [Текст] / В.Ю. Каганов, О.М. Блинов, А.М. Беленький. – М.: Металлургия, 1974. – 416 с.
2. Большаков, В.И. Технология высокоэффективной энергосберегающей доменной плавки [Текст] / В.И. Большаков – К.: Наукова думка, 2007. – 412 с.
3. Гусев, А.Ю. Оценка и прогноз хода доменной печи с помощью модифицированного фильтра Калмана [Текст] / А.Ю. Гусев, В.Г. Макиенко, Ю.П. Рыбальченко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2010. – № 2. – С. 82–84.
4. Справочник по теории автоматического управления [Текст] / Под ред. А.А. Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с.
5. Ивахненко, А.Г. Непрерывность и дискретность [Текст] / А.Г. Ивахненко – К.: Наукова думка, 1990. – 224 с.
6. Ивахненко, А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами [Текст] / А.Г. Ивахненко – К.: Техніка, 1975. – 312 с.
7. Дремин, И.М. Вейвлеты и их использование [Текст] / И.М. Дремин, О.В. Иванов, В.А. Нечитайло // Успехи физических наук. – 2001. – Т. 171. – № 5. – С. 465–501.
8. Макс, Ж. Методы и техника обработки сигналов при физических измерениях [Текст] / Ж. Макс – М.: Мир, 1983. – Т. 1. – 312 с.
9. Корнієнко, В.І. Ідентифікація нелінійних процесів по часових реалізаціях [Текст] / В.І. Корнієнко, Д.Ю. Скриль // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2009. – № 3. – С. 85–89.
10. Сычев, В. Фрактальный анализ. Программа Fractan 4.4 [Электронный ресурс] / В. Сычев – Режим доступа: <http://impb.ru/~sychov/>.
11. Корнієнко, В.І. Нейронне вейвлет прогнозування та ідентифікація складних сигналів та об'єктів керування [Текст] / В.І. Корнієнко, Г.В. Кузнецов, І.В. Гарнак // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2009. – № 2 (15). – С. 38–44.
12. Круглов, В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети [Текст] / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.
13. Ван дер Варден, Б.Л. Математическая статистика [Текст] / Б.Л. Ван дер Варден – М.: Изд-во иностр. лит., 1960. – 436 с.

Рекомендовано до друку проф. Ткачовим В.В.