

УДК 681.515: 519.7

И.Г. Гулина¹, В.И. Корниенко¹, А.Ю. Гусев¹, В.Г. Макиенко²¹ ГВУЗ «Национальный горный университет», Днепропетровск² НПП «Азов-Черметаавтоматика», Мариуполь

ИДЕНТИФИКАЦИЯ, ПРОГНОЗИРОВАНИЕ И УПРАВЛЕНИЕ СЛОЖНЫМ МНОГОСВЯЗНЫМ ОБЪЕКТОМ УПРАВЛЕНИЯ

Выполнены идентификация объекта управления, определены характеристики состояния порождающего процесса, а также оценена точность интеллектуального прогнозирования показателей сложного многосвязного объекта. На примере моделирования адаптивной системы управления доменным процессом оценено качество управления при использовании самонастраивающихся регуляторов.

Ключевые слова: идентификация, интеллектуальное прогнозирование, многосвязный объект управления, адаптивное управление, самонастраивающийся регулятор.

Введение

Для управления сложными объектами управления (ОУ), характеризующимися нестационарностью, нелинейностью и стохастичностью, актуальным является решение задач идентификации и прогнозирования, что позволяет повысить качество управления такими ОУ за счет повышения точности оценки их состояния.

Постановка задачи. С позиций управления сложным ОУ является, например, доменный процесс, управление которым предполагает обеспечение заданного химического состава и температуры жидкого чугуна на выпуске, что определяется тепловым состоянием (ТС) доменной печи (ДП) в процессе выплавки чугуна.

Одним из наиболее объективных методов оценки ТС ДП является контроль циклов «накопление-выпуск» жидких продуктов плавки, которые характеризуются изменением уровня расплава (УР) [1]. Причем, ввиду колебательного характера сигнала УР, интерес для оценки ТС представляют не мгновенные значения, а тренд УР.

Неопределенность сложных ОУ вызывает необходимость использования адаптивных систем автоматического управления (САУ), в которых выполняется адаптация моделей и законов управления к реальным условиям функционирования ОУ.

Для идентификации и прогнозирования ОУ с неопределенностью используются адаптивные фильтры-аппроксиматоры (АФА) [2], среди которых перспективными считаются АФА на основе методов систем искусственного интеллекта, в частности, нейронных сетей (НС) и систем с нечеткой логикой (Anfis), поскольку они являются универсальными и эффективными аппроксиматорами [3].

Таким образом, нерешенной задачей является исследование средств идентификации, прогнозирования и управления сложными ОУ.

Цель статьи. Исследование адаптивных САУ с интеллектуальным прогнозированием многосвязными нелинейными нестационарными стохастическими ОУ с запаздыванием, а также оценка качества этих САУ.

Идентификация

Идентификация имеет своей целью получение математической модели ОУ, пригодной для использования в контуре управления. Она выполняется на основе экспериментальных данных об ОУ, которые требуют, как правило, предварительной обработки. Это позволяет получить характеристики ОУ, используемые далее для формирования математической модели.

В соответствии с полученными в условиях ДП-3 металлургического комбината им. Ильича (г. Мариуполь) результатами среднее время между выпусками чугуна (длительность плавки) составляет $\bar{t}_q = 116$ мин (около 2 часов), а его среднеквадратическое отклонение – $\sigma_q = 20,2$ мин. Тогда коэффициент вариации длительности плавки – $K_q = \sigma_q / \bar{t}_q = 0,174$ мин.

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

Для выбора Δt можно использовать условия перехода от непрерывного интервала к его дискретному представлению, а также условие обеспечения требуемой глубины прогноза (для компенсации запаздываний в системе) [4].

В результате значение интервала управления принято равным $\Delta t = 20$ мин.

Для определения динамических свойств сигнала, характеризующего УР, по его мгновенным значениям был получен тренд УР, сглаженный по среднему значению времени плавки $\bar{t}_q = 116$ мин, а

также вычислена автокорреляционная функция тренда УР и его спектральная плотность (рис. 1).

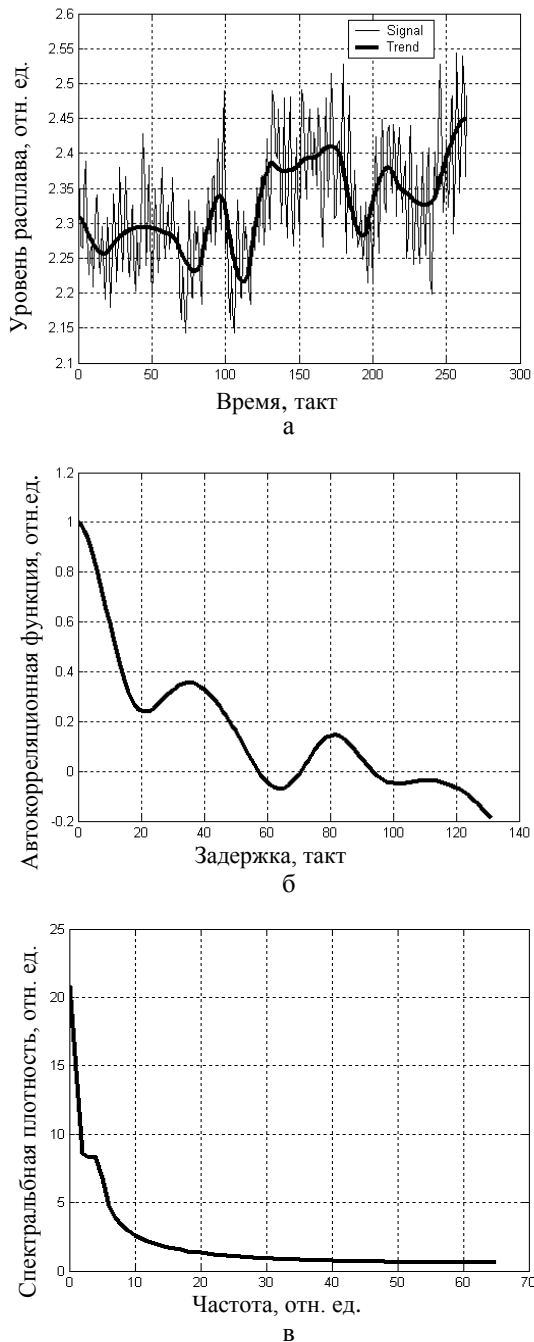


Рис. 1. Реализация УР (Signal) и его тренда (Trend) (а), автокорреляционная функция (б) и спектральная плотность (в) тренда

Одним из эффективных способов сглаживания (усреднения) сигналов является их низкочастотная фильтрация, реализуемая, например, с помощью фильтров нижних частот (ФНЧ).

Очевидно, что для получения тренда УР в таком ФНЧ частота среза составляет $f_{cp} = \bar{t}_c^{-1}$, а период дискретизации сигнала не должен превышать интервал управления ТС ДП Δt .

При реализации таких ФНЧ следует иметь ввиду, что временные фильтры имеют существенный

недостаток – наличие фазового сдвига (временную задержку). Вместе с тем, этого недостатка лишены фильтры с частотным или время-частотным (вейвлет) преобразованиями. Причем, в фильтрах с преобразованиями по сравнению со сверткой во временной области значительно сокращается объем вычислений.

При этом, поскольку сигнал УР ДП нестационарен, то для выделения его тренда был выбран время-частотный ФНЧ на базе вейвлет со свойствами ортонормированности, компактности и восстановления без потерь [5].

Расчеты выполнялись с помощью пакета Wavelet Toolbox Matlab. В качестве базисного вейвлета использовался симлет пятого порядка. После фильтрации вейвлет коэффициентов путем обратного вейвлет преобразования по оставшимся коэффициентам формируется тренд (см. рис. 1, а).

В результате статистической обработки установлено, что коэффициенты взаимной корреляции между аппроксимациями тренда УР и температурой, а также содержаниями кремния и серы в чугуна на выпуске составляют 0,72...0,91.

Определим характеристики состояния процесса, порождающего тренд УР ДП.

Расчеты, выполненные с помощью стандартных программ, позволили определить для тренда УР его корреляционную энтропию K_c , корреляционную размерность D_c и показатель Херста H .

Их значения составили: $K_c = 0,49$, $D_c = 2,21$ и $H = 0,21$. При этом, интервал точной предсказуемости (глубина точного прогноза) составил $T_c = 6,17$ такта (длительностью $\Delta t = 20$ мин). На большее время возможно только статистическое прогнозирование, глубина которого зависит от корреляционной функции процесса.

Для определения размерности d фазового пространства (глубины памяти) тренда УР вычислена ее оценка сверху $d \leq 5$.

Размерность d является размерностью вложения аттрактора (состояния порождающей системы), то есть целая размерность фазового пространства, которая содержит весь аттрактор.

Корреляционная размерность D_c практически перестает увеличиваться (входит в насыщение) при размерности фазового пространства $d \geq 3$. Таким образом, получаем, что $3 \leq d \leq 5$.

Показатель Херста позволяет классифицировать временные ряды и определять эволюцию их порождающих систем. Его полученное значение $H = 0,21 < 0,5$ характеризует тренд УР, как эргодический изменчивый процесс, состоящий из частых спадов-подъемов. То есть увеличение (уменьшение) значений процесса в прошлом означает их вероят-

ное уменьшение (увеличение) в будущем.

В соответствии с методикой идентификации нелинейных динамических процессов [6] вторым этапом идентификации является реконструкция модели процесса, порождающего тренд УР ДП.

При этом осуществляется выбор типа прогнозирующего АФА (с его базисными функциями и параметрами), которые оптимальным образом настраиваются под экспериментальные сигналы (временные последовательности) согласно выбранному критерию точности.

Прогнозирование

Решение задачи прогнозирования заключается в интерполяции временного ряда (с помощью аппроксимирующих функций) и экстраполяции значений ряда на будущее по его предыдущим значениям (например, для стационарного процесса экстраполяция должна учитывать постоянство статистических моментов часового ряда, а для нестационарных – развитие его тренда во времени) с целью обеспечения выбранного критерия качества.

Для прогнозирования тренда УР использовались линейный (Lin), нейронечеткий (Anfis), нейросетевой (NN) и нейровейветный (WVNN) АФА (рис. 2).

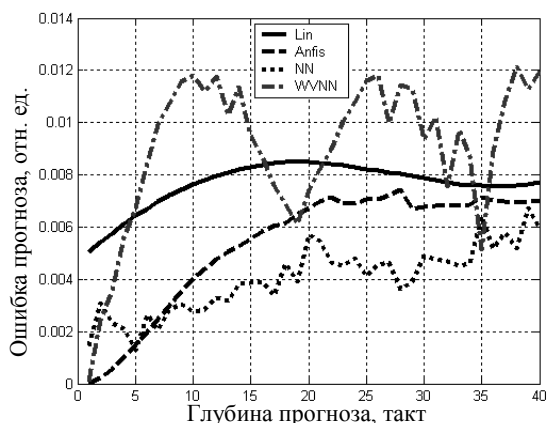


Рис. 2. Ошибки прогноза тренда УР для различных АФА: линейного (Lin), нейронечеткого (Anfis), нейросетевого (NN) и нейровейветного (WVNN)

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

В WVNN АФА [7] использовались вейвлеты типа симлет пятого порядка с двумя уровнями разложения и каскадной НС с 32 нейронами в скрытом слое с сигмоидальными функциями активации и 1 линейным нейроном в выходном слое.

Для построения Anfis и NN 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 Anfis АФА использовалась система нечеткого вывода структуры Сугэно [3] с колоколообразной функцией принадлежности и 15 эпохами обучения.

В NN АФА использовалась каскадная НС прямого распространения [3] с 64 нейронами в скрытом слое с сигмоидальными функциями активации и 1 линейным нейроном в выходном слое, а количество циклов обучения ограничивалось 300.

Моделирование осуществлялось в среде Matlab с помощью разработанных программ.

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

Моделирование АФА выполнялось с глубиной прогноза 40 тактов ($40 \cdot \Delta t = 40 \cdot 20 \text{ мин} = 800 \text{ мин} \approx 13 \text{ час}$).

Анализ полученных ошибок (см. рис. 2) показывает, что погрешность прогноза не превышает 1,2%. При этом, наименьшие ошибки имеет NN АФА.

Аналогично выполнялись оценки ошибок прогнозирования показателей качества чугуна на выпуске (рис. 3).

Глубина прогноза составляла 8 выпусков ($8 \cdot \bar{t}_ч = 8 \cdot 116 \text{ мин} = 928 \text{ мин} \approx 15 \text{ час}$). На рис. 3 приведены графики ошибок тех АФА, которые дали лучшие результаты.

При моделировании все показатели были нормированы в предел ± 1 , а их средние значения составили: температуры чугуна – 1481 °С, содержания кремния – 0,755 % и содержания серы – 0,022 %.

Анализ результатов моделирования показывает, что относительная ошибка прогноза для температуры чугуна не превышает 1 %, а для содержаний кремния и чугуна – 5 % при глубине прогноза до 8 выпусков чугуна.

Статистическая проверка по непараметрическому критерию знаков подтвердила, что результаты прогноза с уровнем значимости 0,01 адекватны экспериментальным реализациям.

Управление

Адаптивные САУ, в которых недостаток априорной информации восполняется за счет соответствующей обработки текущей информации, позволяют сократить сроки проектирования, настройки и испытаний, а также обеспечить эффективное управление в условиях возмущений и неконтролируемости изменений свойств ОУ.

Предпочтительным для САУ ТС ДП представляется реализация принципа беспоискового непря-

мого адаптивного управления [2], поскольку при этом основной контур разомкнут, что обуславливает асимптотическую устойчивость САУ.

В бесперебойных адаптивных САУ предварительно производится идентификация ОУ, а затем, зная параметры ОУ, вычисляются коэффициенты регулятора.

Поскольку ТС ДП имеет значительные запаздывания по каналам управления, то для их компенсации используются прогнозирующие модели ОУ, реализуемые с помощью АФА.

САУ ТС ДП состоит из двух локальных подсистем (контуров), реализующих управление сверху (режимом загрузки) и снизу (режимом дутья).

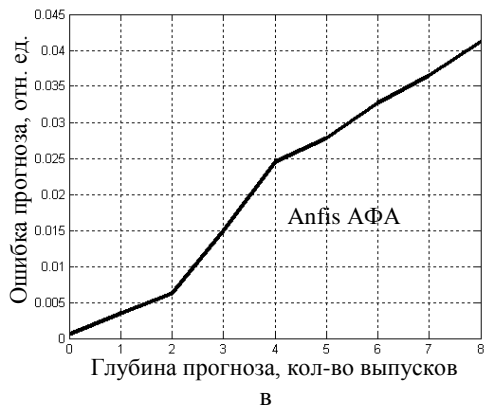
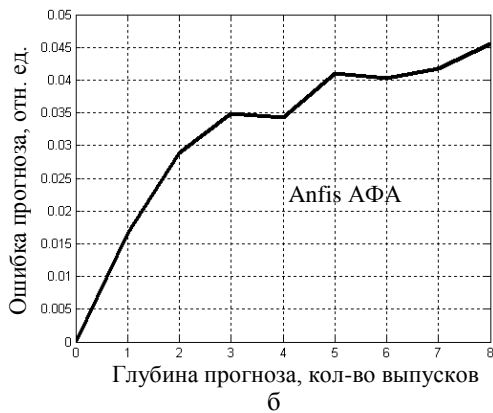
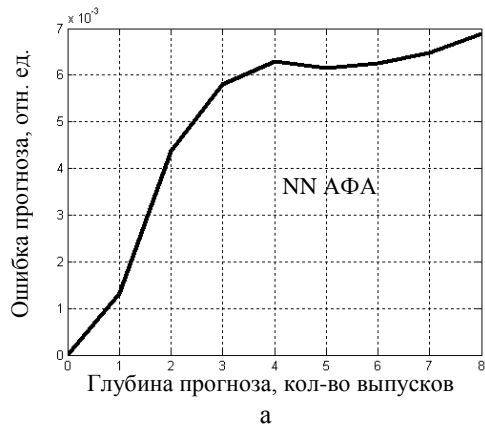


Рис. 3. Ошибка прогноза качества чугуна: температуры (а), содержания кремния (б) и серы (в)

Адаптивные САУ ТС ДП должны строиться как оптимальные в смысле качества управления, что, в основном, выражается в точности воспроизведения задающих воздействий по требуемому значению тренда УР, что соответствует стабилизации качества чугуна на выпуске. При реализации таких САУ могут использоваться регуляторы различных типов – как самонастраивающиеся, так и стандартные (ПИ, ПИД и др.) [2].

Оценка качества адаптивной САУ выполнялась на основе экспериментальных данных, полученных в условиях ДП-3 металлургического комбината им. Ильича, путем моделирования с использованием разработанных программ в среде Matlab.

Модели каналов управления сверху и снизу представлялись в виде аperiодических звеньев с запаздыванием.

Из особенностей ОУ глубина прогноза по каналам управления сверху принята 10 тактам (3,5 часа), а по каналу управления снизу – 3 такта (1 час). При этом, глубина памяти в соответствии с выше полученными результатами принята равной $d = 4$ такта.

В качестве задания (Set-point) использовалось нулевое нормированное значение тренда УР, а время наблюдения составляло 256 тактов (около 3,5 суток при выбранном интервале управления). Нестационарность ОУ составляла 10 % от номинальных значений их параметров за время наблюдения.

Для прогнозирования состояния ОУ использовался NN АФА с каскадной НС прямого распространения с 64 нейронами в скрытом слое с сигмоидальными функциями активации и 1 линейным нейроном в выходном слое, а количество циклов обучения ограничивалось 300.

Моделировалась работа адаптивной САУ с самонастраивающимся регулятором и прогнозирующей моделью [2]. При этом, для решения оптимизационной задачи поиска оптимальных по точности управляющих воздействий использовался метод золотого сечения.

В качестве меры точности прогнозирования и управления использовались относительные среднеквадратические ошибки.

Результаты управления ОУ (рис. 4) включают значение тренда УР в неуправляемом (Plant nContr) и управляемом (Plant wContr) режимах, выходы АФА контуров управления сверху (АФА top out) и снизу (АФА bot out), а также изменения управляющих воздействий сверху (Control top) и снизу (Control bot).

Начальные (экспериментальные) данные за-нормированы в предел ± 1 , а управляющие воздействия – в ± 2 .

Анализ полученных результатов показывает, что снижение среднеквадратического отклонения

тренда УР от заданного значения (ошибка управления) в управляемом режиме относительно неуправляемого составляет в 1,59 раз.

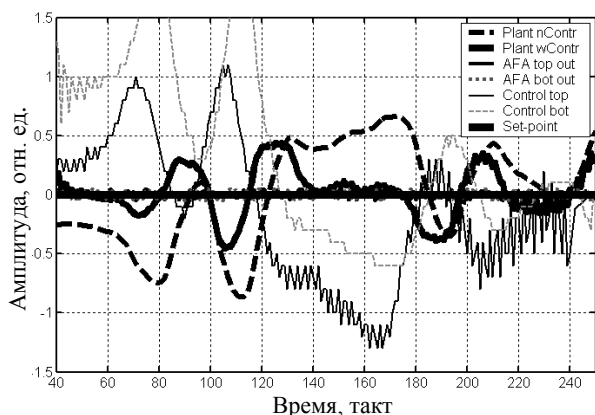


Рис. 4. Результаты управления ТС ДП по тренду УР

Статистическая проверка по критерию знаков подтвердила значимость полученных выводов.

В целом ошибки управления определяются ошибками прогнозирования. Предобучение АФА улучшает сходимость алгоритмов адаптации и, соответственно, обеспечивает снижение ошибки управления.

Время синтеза управления на один такт прогноза при вычислении на процессоре Pentium IV составляет около 1,1 с, что не вносит временных ограничений на применение этих систем в контурах управления ТС ДП.

Выводы

На основе экспериментальных данных выполнена идентификация ТС ДП по тренду УР, что позволило оценить точность прогнозирования с помощью интеллектуальных средств тренда УР и показателей качества чугуна на выпуске.

ІДЕНТИФІКАЦІЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ ТА КЕРУВАННЯ СКЛАДНИМ БАГАТОЗВ'ЯЗКОВИМ ОБ'ЄКТОМ КЕРУВАННЯ

І.Г. Гуліна, В.І. Корнієнко, О.Ю. Гусєв, В.Г. Макієнко

Виконані ідентифікація об'єкту керування, визначені характеристики стану процесу, що породжує, а також оцінена точність інтелектуального прогнозування показників складного багатозв'язкового об'єкту. На прикладі моделювання адаптивної системи керування доменним процесом оцінено якість керування при використанні самоналагоджувальних регуляторів.

Ключові слова: ідентифікація, інтелектуальне прогнозування, багатозв'язковий об'єкт керування, адаптивне керування, самоналагоджувальний регулятор.

IDENTIFICATION, PREDICTION AND CONTROL OF A DIFFICULT MULTICOHERENT CONTROL OBJECT

I.G. Gulina, V.I. Kornienko, A.Y. Gusev, V.G. Makienko

Executed identification of control object, descriptions of the originative process state are certain, and also exactness of intellectual prediction of indexes of difficult multicoherent object is appraised. On the example of design of adaptive control system by a blast-furnace process quality of control at the use of self-tuning regulators is appraised.

Keywords: identification, intellectual prediction, multicoherent control object, adaptive control, self-tuning regulator.

Путем моделирования установлено, что использование адаптивной САУ ТС ДП позволяет снизить среднеквадратическую ошибку управления в 1,59 раз. При этом, затраты на синтез управления не вносят временных ограничений на применение этих систем в контурах управления ТС ДП.

Дальнейшие исследования должны быть направлены на реализацию системы автоматического управления тепловым состоянием доменной печи.

Список литературы

1. Гусев А.Ю. Оценка и прогноз хода доменной печи с помощью модифицированного фильтра Калмана / А.Ю. Гусев, В.Г. Макієнко, Ю.П. Рыбальченко // *Науковий вісник Національного гірничого університету*. – 2010. – № 2. – С. 82-84.
2. Гуліна І.Г. Адаптивна САУ складним багато-связним об'єктом управління з інтелектуальним прогнозуванням / І.Г. Гуліна, В.І. Корнієнко // *Системи обробки інформації*. – Х.: ХУ ПС, 2011. – Вип. 8(98). – С. 57-62.
3. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.
4. Гуліна І.Г. Ідентифікація і прогнозування теплового стану доменної печі по рівню расплава / І.Г. Гуліна, В.І. Корнієнко // *Гірничі електромеханіка і автоматика*. – 2011. – Вип. 87. – С. 68-76.
5. Дремін І.М. Вейвлеты и их использование / И.М. Дремін, О.В. Иванов, В.А. Нечитайло // *Успехи физических наук*. – 2001. – Т. 171. – № 5. – С. 465-501.
6. Корнієнко В.І. Ідентифікація нелінійних процесів по часових реалізаціях / В.І. Корнієнко, Д.Ю. Скриль // *Науковий вісник Національного гірничого університету*. – 2009. – № 3. – С. 85-89.
7. Корнієнко В.І. Нейронне вейвлет прогнозування та ідентифікація складних сигналів та об'єктів керування / В.І. Корнієнко, Г.В. Кузнецов, І.В. Гарнак // *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*. – 2009. – № 2 (15). – С. 38-44.

Поступила в редколлегию 10.11.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.В. Слесарев, ГВУЗ «Національний горний університет», Днепропетровск.