

Управление в технических системах

© 2020 г. В.Б. ТРОФИМОВ, канд. техн. наук (trofimov_vbt@mail.ru),
(Национальный исследовательский технологический университет «МИСиС»,
Москва)

О ПОДХОДЕ К ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОМУ УПРАВЛЕНИЮ СЛОЖНЫМИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ НА ПРИМЕРЕ ЧЕРНОЙ МЕТАЛЛУРГИИ

Предлагается оригинальный подход к синтезу интеллектуальных систем управления сложными нестационарными объектами, в которых происходит многократное воспроизведение производственных процессов за определенный отрезок времени, что позволяет накопить данные и знания о программах управления, условиях и результатах их реализации, о траекториях изменения контролируемых переменных. Рассматривается декомпозиция движения объекта управления на возмущенное и невозмущенное движение, для отображения невозмущенного программного движения объекта предлагается использовать экспертные системы и концепцию рассуждения по прецедентам, а для возмущенного движения — искусственные нейронные сети.

Ключевые слова: управление, прецедент, экспертные системы, искусственные нейронные сети, распознавание.

DOI: 10.31857/S0005231020100050

1. Введение

В автоматизированных системах управления сложными технологическими объектами целесообразно использовать прогнозирующие модели на основе искусственных нейронных сетей, экспертных систем и концепции рассуждения (обучения) по прецедентам [1–4]. Методы искусственного интеллекта используются как способ борьбы с неопределенностью внешней среды и нестационарностью объекта управления.

Переход к современным интеллектуальным производственным технологиям, создание систем обработки больших объемов данных, машинного обучения и искусственного интеллекта является актуальным направлением Стратегии научно-технологического развития Российской Федерации.

Большинство технологических объектов, особенно в черной металлургии, характеризуется нестационарностью, которая проявляется в изменении их параметров. Причина заключается в том, что они изнашиваются в процессе эксплуатации («стареют» элементы объектов), происходит изменение их конструктивных характеристик (модернизация, ремонт, замена, т.е. влияние внутренней структуры), изменение контролируемых и неконтролируемых

возмущений (например, изменение химического состава и качества перерабатываемого сырья, т.е. влияние внешней среды), существенное изменение технологического регламента производственных процессов на различных этапах (влияние внутренних условий). Управление объектами, функционирующие которых организовано циклически, предполагает повторение, с некоторой точностью, определенного набора действий для достижения желаемого результата по окончании каждого цикла работы. Многократное воспроизведение циклов за определенный отрезок времени позволяет накопить данные и знания о программах управления, условиях и результатах их реализации, о траекториях изменения контролируемых переменных. Прецеденты предлагаются использовать для формирования эффективных программ управления предстоящим циклом работы объекта в условиях изменения динамических характеристик возмущающих воздействий, свойств каналов управления и задающих воздействий. Циклы работы объекта различаются целями управления, требуемыми характеристиками выпускаемого продукта, изменяющимися свойствами объекта, способами принятия управленческих решений разными операторами-технологами, свойствами внешних воздействий.

Актуальным направлением развития систем искусственного интеллекта является создание методов правдоподобных рассуждений на основе прецедентов (Case-Based Reasoning (CBR) — концепция обучения по примерам или концепция рассуждения по прецедентам) [1–4]. Повторное использование прецедентов позволяет уменьшить время, затрачиваемое на решение новой задачи, повысить качество управления, объяснить полученное решение путем демонстрации успешного прецедента с отражением показателей сходства, обучаться в процессе работы, избежать повторения ошибки [1, 2]. Использование прецедентов позволяет принимать управленческие решения, учитывающие множество реальных ограничений, в том числе по времени и эффективности [4].

Для отображения программного движения объекта управления предлагается использовать экспертные системы на основе CBR-концепции с выделением типовых технологических ситуаций (траекторий), их признаков, а для отображения возмущенного движения — искусственные нейронные сети. В экспертных системах представление знаний о программном движении осуществляется в явном виде с помощью продукционных правил (в библиотеке прецедентов — на основе текущей информации в режиме реального времени), а в нейронных сетях представление знаний о возмущенном движении осуществляется в неявном виде — в архитектуре сети, параметрах нейронов и связей.

Большое количество входных элементов нейронной сети позволяет учитывать внешние воздействия, которые обуславливают нестационарность объекта управления. Сеть эффективно отображает поведение сложного объекта управления в малом диапазоне изменений входных и выходных величин, поскольку может воспроизводить сложные нелинейные зависимости, обучаться на примерах и «узнавать» в потоке зашумленной и противоречивой информации черты ранее встреченных ситуаций. Использование экспертных систем с несколькими библиотеками прецедентов позволяет существенно повысить гибкость управления.

Актуальной задачей модификации СВР-цикла, основанного на опыте прошлых подобных ситуаций, является разработка процедур прогнозирования возможных последствий от применения прецедентного решения. Прогнозирование необходимо в связи с тем, что последствия реализованных управляющих воздействий сказываются на состояниях и выходных воздействиях сложных технологических объектов длительное время, технологические циклы (ситуации) в черной металлургии часто не являются точным повторением ранее реализованных циклов.

2. Прецедентный подход к интеллектуальному управлению

Предлагаемый подход основан на концепции возмущенного-невозмущенного (программного) движения, которая была разработана А.М. Ляпуновым и развита Н.Н. Красовским, А.М. Летовым для решения задач устойчивости [5]. Программное управляющее воздействие, поступая на технологический объект управления совместно с параметрическими и координатными возмущениями, вызывает «движение» объекта, координаты которого отличаются от координат невозмущенного движения на значение координат возмущенного движения, которые затем поступают в регулятор. Даже при точном исполнении программы действительное движение объекта будет отличаться от программного движения. Под невозмущенным движением будем понимать «нормальный» («программный», «номинальный», «базовый», «опорный», «нормативный», «штатный») режим работы объекта, соответствующий требованиям технологической инструкции, а под возмущенным движением — отклонение от «нормального» режима. Необходимость создания интеллектуальных систем управления, способных функционировать в условиях развития «расстройства» объекта управления, обуславливается тем, что именно этот период работы объекта характеризуется максимальными затратами материальных и временных ресурсов на ликвидацию этих «расстройств» (аварийных ситуаций), значительными потерями производства и снижением качества продукции. Подход основан на многолетней практике восстановительно-прогнозирующего управления металлургическими объектами АО «ЕВРАЗ Объединенного Западно-Сибирского металлургического комбината».

Информационная модель (структурированное представление накопленного опыта в виде данных и знаний) каждого прецедента включает описание проблемной ситуации (информативные признаки прецедента для его идентификации, описание условий, когда целесообразно его использовать), совокупности действий (управленческих решений, программ управления), принимаемых для устранения данной проблемной ситуации, и результата применения решения (оценка его эффективности).

Предлагаемый подход включает:

— многоструктурное распознавание ситуации в системе управления на основе текущей входной информации, поступающей из подсистемы оценивания, т.е. обнаружение типовых образов-знаний (признаков), отражающих неслучайные причинно-следственные связи событий в системе, которые можно использовать для управления, и запоминать их в базе знаний (распознавание осуществляется на основе коллективного принятия решений множеством классификаторов);

— извлечение из базы знаний прецедента или подмножества прецедентов, соответствующих текущей ситуации, и их ранжирование по коэффициенту уверенности (или по мере доверия), а также по зафиксированной ранее эффективности (например, минимальное время исполнения программы, надежность), т.е. отбор прецедентов из множества прошлых циклов (ситуаций) по отношению к предстоящему циклу может осуществляться исходя из совпадения целей и ограничений, близости (подобия) параметров качества получаемой продукции, близости продолжительности свершившегося и предстоящего циклов, близости начальных условий, а также из наименьших затрат [6];

— многовариантное прогнозирование возможных последствий от принимаемого решения, содержащегося в извлеченном прецеденте-победителе;

— повторное использование извлеченного прецедента-победителя (прецедентов) для принятия очередного решения (т.е. повторное применение траекторий программных управляющих воздействий, программных выходных воздействий, базовых уровней контролируемых внешних воздействий на заданном интервале времени);

— пересмотр («автоматическая коррекция», «адаптация», «преобразование») прецедентного решения в соответствии с поставленной задачей путем установления отличия между новым и «извлеченным» прецедентами с учетом цели управления на основе применения экспертной системы, использующей обобщенные знания из базы правил для решения текущей задачи;

— пополнение или корректировка библиотеки прецедентов («обучение системы» или «пополнение знаний»), т.е. сохранение вновь принятого решения как части нового прецедента для будущих аналогичных ситуаций или добавление скорректированного прецедента в базу знаний в случае успешного решения задачи, а также удаление или архивирование прецедентов, потерявших актуальность.

Таким образом, чем дольше функционирует система, тем разнообразнее у нее база знаний и тем эффективнее будут принимаемые решения.

Предпосылки предлагаемого подхода: 1) подобные задачи должны иметь подобные решения; 2) производственные задачи должны повторяться, т.е. для многих предстоящих проблем должен существовать аналог в базе знаний; 3) имеется возможность приобретения и представления знаний о типовых ситуациях из работы объекта управления; 4) предметная область является слабоструктурированной, а задачи плохо математически формализуемые; 5) наличие достаточно большого числа примеров эффективных управленческих решений, найденных оператором-технологом для различных типопредставительных ситуаций, а также наличие большого объема данных о внешних влияющих факторах.

На рис. 1 представлена схема интеллектуальной системы управления, которая реализует данный подход. На этом рисунке приняты следующие обозначения: $Y^D(t)$ — действительные (индекс D) выходные воздействия объекта управления на внешнюю среду в момент времени t ; $U^D(t)$ — управляющие воздействия; $W_K^D(t)$ — контролируемые (индекс K) внешние воздействия; $W_{HK}^D(t)$ — неконтролируемые (индекс HK) внешние воздействия; $Z_j^H(t_i) = \{Y_j^H(t_i), S_j^H(t_i), W_{Kj}^H(t_i), U_j^H(t_i)\}$ — вектор натуральных (индекс H) сигналов,

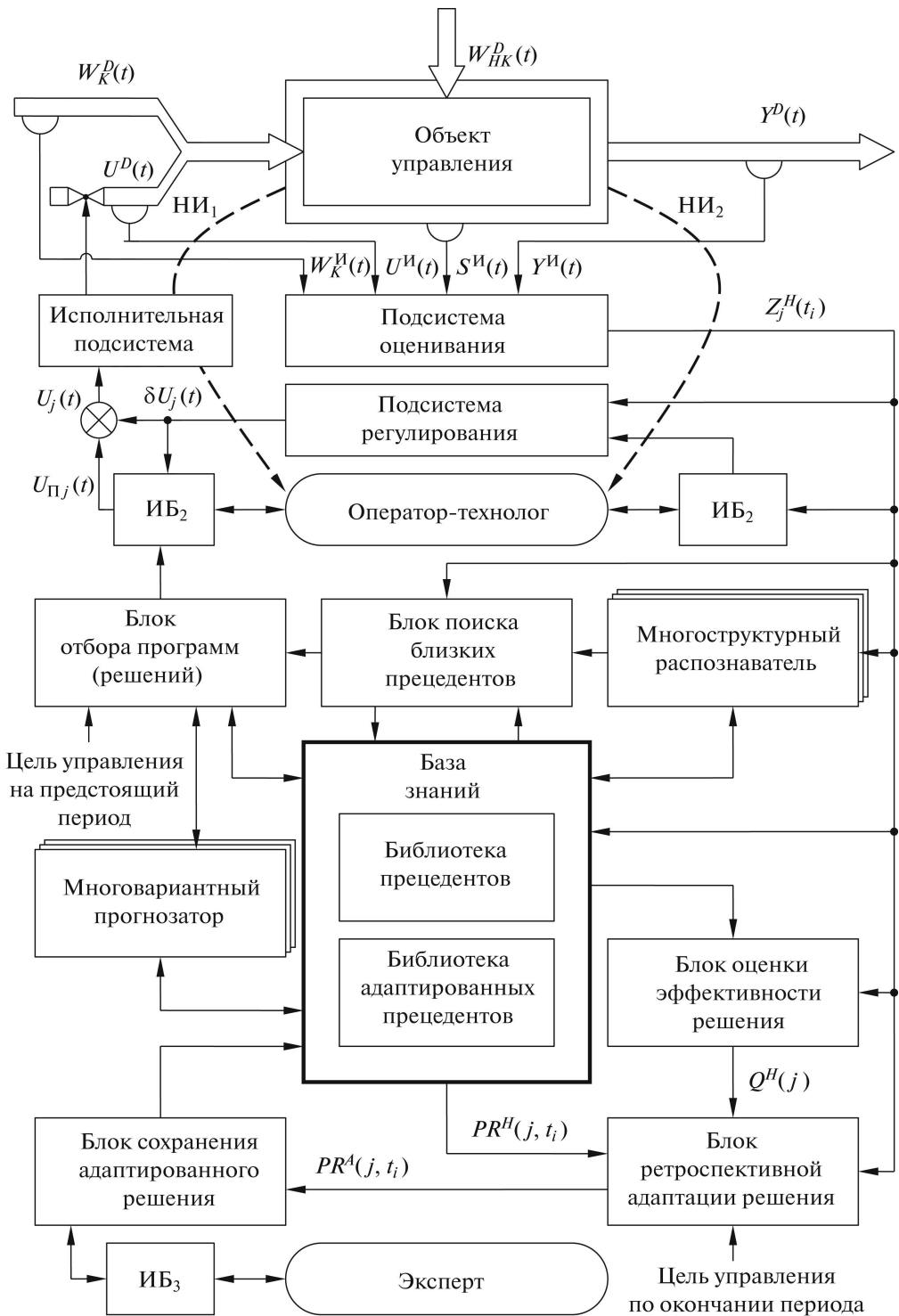


Рис. 1. Схема интеллектуальной системы управления на основе CBR-концепции.

относящихся к j -му технологическому циклу (ситуации, событию) и дискретному моменту времени t_i ; $Y_j^H(t_i) = \Psi_y(Y^I(t))$ — вектор натуральных дискретных данных, полученных из измерительных (индекс И) сигналов о выходных воздействиях объекта $Y^I(t)$; $U_j^H(t_i) = \Psi_u(U^I(t))$ — вектор натуральных дискретных данных, полученных из измерительных сигналов об управляющих воздействиях $U^I(t)$; $W_{Kj}^H(t_i) = \Psi_w(W_K^I(t))$ — вектор натуральных дискретных данных, полученных из измерительных сигналов о контролируемых внешних воздействиях $W_K^I(t)$; $S_j^H(t_i) = \Psi_s(S^I(t))$ — вектор натуральных дискретных данных, полученных из измерительных сигналов о состоянии объекта $S^I(t)$; $\Psi_y(\cdot)$, $\Psi_u(\cdot)$, $\Psi_w(\cdot)$, $\Psi_s(\cdot)$ — процедуры оценивания (фильтрации); НИ — неинструментальная информация; ИБ — интерфейсный блок.

В системе осуществляются следующие операции.

1. Сбор данных о прошедшем процессе (цикле процесса), проверка их на достоверность, контроль и оценивание $Z_j^H(t_i)$, расчет критериев эффективности управления $Q_m^H(T_j) = F_m\{Z_j^H(t_i), t_i \in [0, T_j]\}$, $m = 1, \dots, M$ по ходу и по окончании j -го временного отрезка $[0, T_j]$. В качестве основного показателя эффективности можно использовать, например, себестоимость продукции, полученной в j -м технологическом цикле, или затраты на ликвидацию j -й аварийной (нештатной) ситуации.
2. Сохранение траекторий вектора $Z_j^H(\cdot)$, компоненты которого имеют вид:

$$\begin{aligned} Y_j^H(t_i) &= [y_1^H(t_i), \dots, y_n^H(t_i), \dots, y_N^H(t_i)]_j; \\ S_j^H(t_i) &= [s_1^H(t_i), \dots, s_\ell^H(t_i), \dots, s_L^H(t_i)]_j; \\ W_{Kj}^H(t_i) &= [w_{K1}^H(t_i), \dots, w_{Kr}^H(t_i), \dots, w_{KR}^H(t_i)]_j; \\ U_j^H(t_i) &= [u_1^H(t_i), \dots, u_p^H(t_i), \dots, u_P(t_i)]_j. \end{aligned}$$

Натурные сигналы $Z_j^H(t_i)$, натурное программное управляющее воздействие $U_{\Pi j}^H(t_i)$, задающее воздействие $Y_j^*(t_i)$, значения критериев эффективность управления $Q_m^H(T_j)$, распознанное состояние объекта (его класс) $\tilde{S}_j(t_i)$, составляющие прецедент $PR^H(j, t_i) = \{Z_j^H(t_i), U_{\Pi j}^H(t_i), Y_j^*(t_i), Q_m^H(T_j), \tilde{S}_j(t_i)\}$, сохраняются в библиотеке прецедентов.

3. Оценивание экспертом (оператором-технологом) полученных прецедентов, установление им меры доверия от 0 до 1. Мера доверия равная 1 означает то, что эксперт считает данный прецедент полностью достоверным, а 0 — абсолютно недостоверным. Также эксперт выявляет наиболее эффективные прецеденты по их результатам с учетом состояния объекта управления.

4. Оценивание характеристик каналов управления, определение времени запаздывания, времени инерции и коэффициентов передачи по этим каналам путем нанесения тестовых воздействий.

5. Если прецедент обеспечил точное совпадение измеренных и заданных выходных величин, то он сохраняется в библиотеке прецедентов, в противном случае осуществляется его ретроспективная адаптация (пересмотр, пересчет) по окончании j -го технологического цикла (ситуации). Пересмотр осуществ-

ляется путем использования обратной нейросетевой пересчетной модели объекта управления. В качестве типа сети был выбран стандартный многослойный перцептрон, в промежуточных и выходном слоях которого использованы нейроны сигмоидального типа с униполярной функцией активации.

Корректировка программного управляющего воздействия осуществляется следующим образом:

$$U_{\Pi j}^A(t_i) = U_{\Pi j}^H(t_i) + F_{\text{инс}}\left(Y_j^*(t_i) - Y_j^H(t_i)\right),$$

где $F_{\text{инс}}(\cdot)$ — нейросетевой оператор.

Оператор $F_{\text{инс}}(\cdot)$ описывается следующими формулами:

$$x_c^H(i) = \frac{x_c(i) - x_c^{\min}}{x_c^{\max} - x_c^{\min}};$$

$$v_p^H(i) = \left[1 + \exp \left(- \sum_{m=0}^M w_{pm}^{(3)} \left[1 + \exp \left(- \sum_{k=0}^K w_{mk}^{(2)} \left[1 + \exp \left(- \sum_{c=0}^C w_{kc}^{(1)} x_c^H(i) \right) \right]^{-1} \right) \right]^{-1} \right) \right]^{-1};$$

$$v_p(i) = v_p^{\min} + [v_p^{\max} - v_p^{\min}] v_p^H(i),$$

где $x_c(i)$ — отклонение натурального выходного воздействия от заданного (вход сети); $v_p(i)$ — корректирующее значения p -й программы управления (выход сети), $p = 1, \dots, P$ (выходной нейрон, у которого $p = 1$, отвечает за корректировку программного управления по первому каналу управления и т.д.); $x_c^H(i)$ и $v_p^H(i)$ — нормированные значения $x_c(i)$ и $v_c(i)$; x_c^{\max} , x_c^{\min} и v_p^{\max} , v_p^{\min} — максимальное и минимальное значения $x_c(i)$ и $v_p(i)$, взятые из обучающей выборки; $w_{kc}^{(1)}$, $w_{mk}^{(2)}$, $w_{pm}^{(3)}$ — весовые коэффициенты, оптимальные значения которых определяются в процессе обучения сети по алгоритму обратного распространения ошибки, например, на основе высокоуровневого языка программирования Python.

То есть происходит пересмотр управлений программного вида путем ретроспективной корректировки реализованных программных управлений (траекторий управления) по контролируемым данным об отклонениях выходных параметров по ходу процесса и в конце его от желаемого режима. Определяются те программные управляющие воздействия, которые следовало бы нанести на объект для того, чтобы обеспечить точное попадание выходных результатов процесса в их заданные значения. Это позволяет уменьшить влияние допущенных ошибок на последующие результаты ведения технологического процесса. Пересмотренные программы управления сохраняются в библиотеке адаптированных прецедентов, которые целесообразно использовать на предстоящих технологических циклах $PR^A(j, t_i)$. Эксперт принимает

решение о включении нового прецедента в базу знаний для его последующего применения.

6. Формирование множества актуальных прецедентов для предстоящего $(j + 1)$ -го периода работы объекта осуществляется по критерию максимальной близости (схожести) заданных значений целевых переменных предстоящего $(j + 1)$ -го цикла к соответствующим параметрам прецедента. Для оценивания степени близости целесообразно использовать евклидову метрику, квадрат евклидоваго расстояния, манхэттенскую метрику, меру сходства Хемминга, вероятностную меру сходства, меру сходства Роджерса–Танимото, расстояние Чебышева, меру близости Журавлева, метрику Махалонобиса, Брея–Кертиса, Жаккара, Чекановского [2]. При отборе учитываются возможные последствия от принимаемых решений, также текущие ограничения на управляющие воздействия, т.е. осуществляется проверка предлагаемых решений на реализуемость. Если рекомендация не прошла проверку, то можно взять результаты предыдущего цикла процесса, использовать базовые (средние) значения контролируемых переменных, либо взять данные типопредставительного процесса, которые хранятся в базе знаний и периодически обновляются.

7. Многовариантное прогнозирование выходных воздействий объекта путем многократного «проигрывания» различных вариантов управляющих воздействий в ускоренном времени по следующей формуле:

$$\begin{aligned} \left\{ \hat{Y}_M(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi) \right\} &= \Phi_1(U_{\Pi}(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi), W_K^B(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi)) + \\ &+ \Phi_2 \left(\left\{ \delta \hat{U}(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi) \right\}, \delta \hat{W}_K(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi) \right) + \delta \hat{Y}(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi); \\ \left\{ \hat{U}(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi) \right\} &= U_{\Pi}(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi) + \left\{ \delta \hat{U}(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi) \right\}; \\ \hat{W}_K(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi) &= W_K^B(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi) + \delta \hat{W}_K(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi), \end{aligned}$$

где $\Phi_1(\cdot)$ — продукционная модель соответствия программных управляющих воздействий $U_{\Pi}(\cdot)$ и базовых уровней контролируемых внешних воздействий $W_K^B(\cdot)$ программной составляющей выходного воздействия, накапливаемых и модифицируемых в базе знаний; $\Phi_2(\cdot)$ — нейросетевая модель влияния отклонений от программных и базовых уровней входных воздействий на изменение выходного воздействия; $\left\{ \delta \hat{U}(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi) \right\}$ — возможные варианты корректирующих воздействий; $U_{\Pi}(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi)$, $W_K^B(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi)$ — программные управления и базовые уровни контролируемых внешних воздействий, считываемые из базы знаний на интервале прогнозирования T_{Π} ; $\delta \hat{W}_K(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi)$ — прогноз отклонений от базовых уровней контролируемых внешних воздействий в ускоренном режиме времени; $\delta \hat{Y}(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi)$ — прогнозируемые в ускоренном времени косвенные оценки эффектов неконтролируемых внешних воздействий; $\left\{ \hat{Y}_M(\theta | \theta + T_{\Pi}/\chi) \right\}$ — прогнозные оценки выходных воздействий объекта управления, полученные в ускоренном времени при различных вариантах возможных управляющих воздействий; $\theta = t/\chi$ — ускоренное время; t — реальное время; $\chi \gg 1$ — коэффициент ускорения времени.

8. Выбор оператором-технологом на предстоящий период $T(j + 1)$ такого прецедента, содержащего ретроспективно-оптимальную программу, который соответствует его предпочтениям и требованиям технологической инструкции.

9. Корректировка выбранной программы-прецедента $PR^*(j + 1, t_i)$ при наличии существенных отклонений параметров возмущений $W_K^I(j + 1, t_i)$ от соответствующих параметров $W_K^H(j + 1, t_i)$ выбранной программы. При этом используется аналогичная нейросетевая модель, учитывающая влияние контролируемых возмущающих воздействий.

3. Применение прецедентного подхода в управлении

CBR-системы разрабатывают на платформах CBR-Works, CAT-CBR, myCBR. Предлагаемый подход целесообразно использовать для управления доменной печью, агломерационной машиной, сталеплавильным конвертером, они характеризуются большими объемами натуральных данных [7].

Сталеплавильный процесс в конвертерах принадлежит к классу сложных периодических производственных процессов, количество плавков (прецеден-

Таблица 1. Хронометраж плавки (описание решения проблемы)

Время, ч:мин	Длительность операции, мин:с	Наименование операции
09:55		присадка в конвертер: известь (1,61 т), ФМ-1 (0,40 т)
09:59	02:28	завалка лома
10:01		присадка в конвертер: известь (1,53 т), флюс ФОМИ (1 т)
10:02	06:04	нагрев лома: расход кислорода 1552 м ³ , положение фурмы до зеркала металла 3,54 м
10:03		присадка в конвертер: уголь ТОМО1 (2,44 т)
10:06		присадка в конвертер: известь (0,49 т), уголь ТОМО1 (0,58 т)
10:11	02:18	заливка чугуна
10:13	19:13	продувка: расход кислорода 7664 м ³
10:32	10:01	повалка
10:42	05:07	выпуск металла
10:48	01:36	прерывание выпуска
10:49	00:16	слив шлака
10:49	47:03	цикл плавки

Таблица 2. Результаты экспресс-анализа стали (в 10:44, описание результата)

Al, %	C, %	Mn, %	S, %	P, %	Cr, %	Ni, %	Cu, %
0,38	0,04	0,09	0,033	0,012	0,03	0,03	0,04
Полученная марка стали СТЗПС.4/ЭТ (ГОСТ 380-2005)							
Температура стали 1621 °С (в 10:38)							

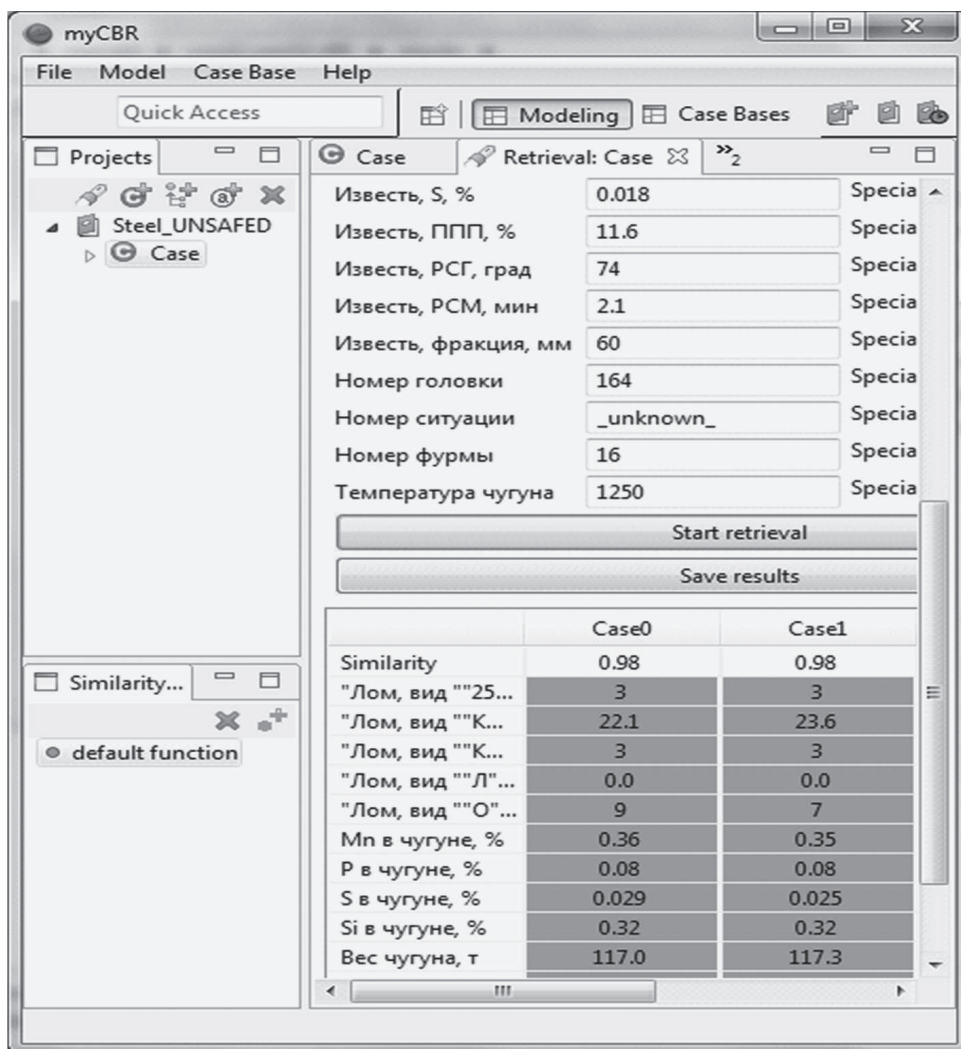


Рис. 2. Экранная форма CBR-системы для управления конвертером.

тов) в год достигает несколько тысяч. Каждая плавка состоит из периодов: завалка и нагрев лома; заливка чугуна; продувка кислородом; повалка (наклонение конвертера и взятие пробы); выпуск металла и шлака. Состав и масса исходных материалов плавки являются разовыми управляющими воздействиями, добавки сыпучих материалов — периодическими, а расход кислорода (интенсивность дутья) и изменение положения фурмы — непрерывным управлением. В этом случае прецедент включает:

— описание проблемной ситуации («химический состав чугуна, его температура и вес, вид лома и его вес, номер и состояние фурмы, футеровки, заданная марка стали, вид ферромарганца, флюса, тип угля, химический состав извести», «сворачивание шлака», «выбросы», «переливы шлака»);

— описание совокупности управляющих воздействий (расход кислорода и его программная траектория, положение фурмы и ее программная траектория, время начала и окончания плавки, количество чугуна, залитого в конвертер, количество лома, извести, ферромарганца, флюса, угля, поданного в конвертер, длительность нагрева лома, табл. 1);

— описание результата применения решения (химический состав полученной стали, ее температура, параметры отходящих технологических газов, полученная марка стали, табл. 2).

Применение СBR-системы способствует получению заданной марки стали, уменьшению дисперсии температуры металла.

На рис. 2 представлена экранная форма СBR-системы, созданная на открытой платформе *muСBR*. Система обеспечивает стабильность работы конвертера.

4. Заключение

Эффективность предлагаемого подхода зависит от количества высококачественных и актуальных прецедентов, т.е. прецедентов соответствующих текущему состоянию объекта, внешним воздействиям и цели управления, от размера базы знаний. При значительном разнообразии заданий на выпуск продукции (в современном сталеплавильном конвертерном цехе может выплавляться более 400 марок стали), а также при большом множестве ситуаций по внешним воздействиям и ошибкам измерений отобрать хотя бы несколько безупречных прецедентов на каждый вид продукции весьма сложно. Поэтому целесообразно по окончании каждого технологического цикла не отбрасывать ошибочные решения, а корректировать их, решая задачу пересмотра и расширения базы знаний с учетом доверия к этому новому прецеденту.

Предлагаемый подход отличается от других подходов, основанных на накоплении опыта управления, использованием разнообразных данных и знаний (количественных и качественных признаков) о работе действующей системы управления в режиме реального времени, оперативным сохранением в базе знаний не только лучших практик управления технологическим объектом, но и адаптированных решений, существенным разнообразием прецедентов в базе знаний, использованием информационных моделей прецедентов, применением многовариантного прогнозирования последствий от прецедентных решений, а также совместным использованием искусственных нейронных сетей и экспертных систем на основе концепции возмущенного-невозмущенного движения для технологического объекта.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Cox M.T., Funk P., Begum S.* Case-Based Reasoning Research and Development. Stockholm: Springer, 2018.
2. *Варшавский П.Р., Еремеев А.П.* Моделирование рассуждений на основе прецедентов в интеллектуальных системах поддержки принятия решений // Искусственный интеллект и принятие решений. 2009. № 1. С. 45–57.

3. *Vassilyev S.N., Novikov D.A., Bakhtadze N.N.* Intelligent Control of Industrial Processes // 7th IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management, and Control, 2013. P. 49-57.
4. *Соколов И.А.* Теория и практика применения методов искусственного интеллекта // Вестн. РАН. 2019. Т. 89. № 4. С. 365–370.
5. *Воротников В.И.* Задачи и методы исследования устойчивости и стабилизации движения по отношению к части переменных: направления исследований, результаты, особенности // АиТ. 1993. № 3. С. 3–62.
Vorotnikov V.I. Stability and Stabilization of Motion: Research Approaches, Results, Distinctive Characteristics // Autom. Remote Control. 1993. V. 54. No. 3. P. 339–397.
6. *Aamodt A., Plaza E.* Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches // AI Communications. IOS Press. 1994. V. 7. No. 1. P. 39–59.
7. *Kulakov S.M., Trofimov V.B., Dobrynin A.S., Taraborina E.N.* Precedent Approach to the Formation of Programs for Cyclic Objects Control // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. IOP Publishing, 2018. V. 354. P. 1–9.

Статья представлена к публикации членом редколлегии Н.Н.Бахтадзе.

Поступила в редакцию 02.03.2020

После доработки 01.06.2020

Принята к публикации 09.07.2020