

Федеральное государственное бюджетное
учреждение науки
Институт проблем управления
им. В.А. Трапезникова
Российской академии наук

На правах рукописи



Черешко Алексей Анатольевич

**Методы управления технологическими
процессами на основе ассоциативных
прогнозирующих моделей**

Специальность 2.3.3 – Автоматизация и управление
технологическими процессами и производствами
(технические науки)

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание
ученой степени
кандидата технических наук

Москва 2022

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном
учреждение науки Институте проблем управления
имени В.А. Трапезникова Российской академии наук (ИПУ РАН)

Научный руководитель:

Наталья Николаевна Бахтадзе,
доктор технических наук, профессор,
Государственное бюджетное
учреждение науки Институт проблем
управления им. В.А. Трапезникова
РАН (ИПУ РАН), г. Москва

Официальные оппоненты:

Андрей Юрьевич Торгашов,
доктор технических наук, доцент,
Институт автоматизации и процессов
управления ДВО РАН, главный
научный сотрудник

Мария Николаевна Королева,
кандидат технических наук, доцент,
МГТУ им. Н.Э.Баумана

Ведущая организация:

Московский институт электроники и
математики имени А. Н. Тихонова
Национального исследовательского
университета «Высшая школа
экономики» (МИЭМ)

Защита состоится «6» февраля 2023 г. в 16.00 на заседании
диссертационного совета 24.1.107.01 при Федеральном государственном
бюджетном учреждении науки Институте проблем управления им. В.А.
Трапезникова РАН по адресу: 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65, ИПУ
РАН.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте ИПУ
РАН <https://www.ipu.ru>

Автореферат разослан «___» _____ 2022 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета 24.1.107.01
кандидат технических наук



Е.Ф. Жарко

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность. Повышение эффективности систем управления производственными и, прежде всего, технологическими процессами (ТП) становится определяющим фактором конкурентоспособности промышленных предприятий.

Сегодня управление с прогнозирующей моделью (Model Predictive Control – MPC) является одним из наиболее эффективных методов управления ТП в перерабатывающих отраслях промышленности: нефтепереработке, производстве удобрений, нефтехимии, обогащении полезных ископаемых и др. MPC решает разнообразные задачи: от стабилизации работы объекта до его оптимизации по заданному критерию (максимуму производительности, минимуму себестоимости, минимуму удельного энергопотребления и пр.).

MPC осуществляется в режиме реального времени. Традиционно MPC-система содержит заранее построенную по экспериментальным данным прогнозирующую модель объекта. Эффективность управления в значительной степени определяется точностью этой модели.

На каждом такте работы системы реализуются следующие действия:

- от контрольно-измерительных приборов (КИП) через распределенную систему управления (PCY) поступают текущие значения регулируемых величин и наблюдаемых возмущений;
- вычисляются значения выходных переменных модели, определяющие прогноз поведения объекта на несколько тактов;
- решается задача линейного или квадратичного программирования с заданной целевой функцией (технико-экономическим критерием) оптимизации с учетом имеющихся технических и технологических ограничений, в результате чего вычисляется оптимальная последовательность управляющих воздействий на определенное число тактов управления;
- если найденные управляющие воздействия на текущем такте существенно не отличаются от действующих на объекте, то корректировка управления не производится; в противном случае

новые значения управлений передаются на управляющие органы ТП через РСУ.

На следующем такте управления (интервал между тактами обычно составляет от нескольких десятков секунд до трех минут) описанные выше действия повторяются с учетом вновь накопленных данных приборных измерений.

Как правило, в MPC-системах реализованы идентификационные модели показателей качества продукции. Программно-алгоритмические комплексы, формирующие эти модели и обеспечивающие их функционирование, получили название виртуальных анализаторов (ВА). Для многих ТП ВА позволяют достаточно эффективно контролировать свойства получаемой продукции в режиме реального времени без значительных капитальных затрат и трудоемкого обслуживания.

В схемах MPC чаще всего используются ВА на основе линейных регрессионных моделей: они хорошо зарекомендовали себя на практике. Однако для некоторых нелинейных процессов прогноз ВА на основе линейной модели не всегда дает удовлетворительные результаты.

В диссертационной работе предлагается новый подход к разработке ВА: формирование идентификационной модели на основе индуктивных знаний об исследуемом ТП. Под индуктивными знаниями понимаются закономерности, получаемые восстановлением зависимостей по эмпирическим данным (термин В.Н. Вапника).

Высокую точность идентификации для различных объектов показали алгоритмы ассоциативного поиска, предложенные Н.Н. Бахтадзе. В отличие от традиционных подходов, модели нелинейных объектов, основанные на этих алгоритмах, получаются не посредством линеаризации объекта с последующей адаптивной настройкой модели, а путем генерации новой модели на каждом временном такте в малой окрестности рабочей точки. При формировании такой «точечной» модели анализируется вся накопленная и обработанная к данному моменту информация о динамике объекта в прошлые моменты времени с выявлением «похожих ситуаций» в прошлом.

ВА, разработанные автором на основе этих алгоритмов названы ассоциативными; представлены результаты разработки ассоциативных ВА в системах управления класса МРС, что особенно актуально для нелинейных и нестационарных ТП.

Одним из важных требований к МРС-алгоритмам является робастность управления. Под робастностью МРС-системы понимается ее способность достигать цели управления в условиях ограниченной неопределенности, с некоторым запасом по какому-либо критерию качества. Алгоритмы управления действующих на современном производстве МРС-систем, как правило, робастны при управлении различными ТП. Однако для широкого класса нелинейных объектов функционирование традиционных МРС-алгоритмов с линейными моделями не всегда приводит к удовлетворительным результатам.

Для решения задачи управления нелинейными ТП автором предложен альтернативный подход к управлению с прогнозирующей моделью – так называемое «ассоциативное управление с прогнозирующей моделью» – на основе ассоциативных ВА.

Алгоритмы ассоциативного поиска продемонстрировали высокую точность для объектов различных классов: технических, экономических, медико-биологических. Применение высокоточных методов прогнозирования в ВА МРС-систем на различных промышленных объектах позволит проектировать и разрабатывать более эффективные системы усовершенствованного управления ТП (СУУТП) и, благодаря этому, заметно повышать эффективность работы предприятий. Кроме того, предлагаемый подход обеспечивает возможность дальнейшего совершенствования научных основ и формализованных методов проектирования и реализации СУУТП, а также развитие методов математического моделирования ТП.

Поэтому тематика исследований диссертационной работы, направленных на разработку и совершенствование методов управления ТП с прогнозирующей моделью, представляется весьма важной и актуальной и соответствует заявленной специальности.

Степень научной разработанности проблемы. Актуальность применения идентификационных моделей в системах

автоматического управления ТП отмечена в работах известных ученых: К.Й. Острема, Л. Льюнга, Я.З. Цыпкина, Н.С. Райбмана, И.И. Перельмана, В.М. Чадева, В.А. Лотоцкого, А.В. Назина, А.Л. Бунича, А.Г. Александрова, А.Ю. Торгашова, и многих других.

Объектом диссертационного исследования являются ТП непрерывных и полунепрерывных производств.

Предмет диссертационного исследования – методы и алгоритмы разработки ВА ТП непрерывных и полунепрерывных производств, основанные на идентификационных моделях ассоциативного MPC.

Целью диссертационной работы является разработка ВА ТП на основе ассоциативного поиска и алгоритмов управления ТП непрерывных и полунепрерывных производств с прогнозирующей моделью, формируемой с использованием ассоциативных ВА.

Для достижения данной цели поставлены и решены следующие задачи:

- Детальный анализ и исследование существующих алгоритмов управления ТП с прогнозирующей моделью и выделение магистральных направлений в области исследования;
- Разработка ВА показателей качества ТП на основе алгоритма ассоциативного поиска, обеспечивающих повышение точности моделей, в том числе для нелинейных нестационарных процессов;
- Разработка алгоритма MPC с использованием ассоциативных ВА для непрерывных и полунепрерывных производств – «ассоциативного MPC» (АМРС);
- Формирование критерия выбора глубины горизонта прогнозирования АМРС для повышения качества управления ТП;
- Разработка программного приложения, реализующего предложенные методы, и проведение вычислительных экспериментов для подтверждения их эффективности.

Результаты проведенных исследований должны продемонстрировать эффективность предложенных методов и алгоритмов в практических разработках.

Научная новизна диссертации обеспечивается следующими полученными результатами:

- Разработан метод построения ВА показателей качества продукции перерабатывающих отраслей промышленности на основе алгоритма ассоциативного поиска, позволяющий повысить точность моделей ТП, в том числе для нелинейных процессов.
- Предложен метод автоматического управления с прогнозирующей моделью – «ассоциативное МРС» (АМРС), позволяющий повысить эффективность управления нелинейными нестационарными ТП непрерывных и полунепрерывных производств.
- Разработан алгоритм расчета глубины прогноза выхода объекта управления, при задании которой гарантируется достижение цели управления с учетом принятых ограничений.
- Предложены методы разработки программного обеспечения, реализующего управление ТП с ассоциативными прогнозирующими моделями нелинейных процессов и формирующего базу индуктивных знаний.

Соответствие шифру специальности. Работа соответствует шифру специальности 2.3.3 и охватывает следующие области исследований, входящие в специальность: п. 3. Методология, научные основы и формализованные методы построения автоматизированных систем управления технологическими процессами (АСУТП) и производствами (АСУП), а также технической подготовкой производства (АСТПП) и т.д.; п. 4. Теоретические основы и методы математического моделирования организационно-технологических систем и комплексов, функциональных задач и объектов управления и их алгоритмизация; п. 6. Научные основы, модели и методы идентификации производственных процессов, комплексов и интегрированных систем управления.

Теоретическую значимость имеют методы разработки ВА ТП непрерывных и полунепрерывных производств на основе алгоритмов ассоциативного поиска и методы автоматического

управления с прогнозирующей моделью ТП с использованием ассоциативных ВА.

Практическая ценность диссертационной работы заключается:

- в программной реализации методов разработки ассоциативных ВА и управления с прогнозирующими моделями, подтвердившей эффективность предложенных методов посредством численных экспериментов;
- во внедрении разработанных методов на промышленном объекте с документальным подтверждением эффекта внедрения.

Методология и методы исследования. Теоретические основы и методы идентификации систем управления, методы интеллектуального анализа данных, методы ассоциативного поиска, методы управления с прогнозирующей моделью в условиях неопределенности.

На защиту выносятся следующие положения:

- Метод построения ВА показателей качества продукции технологического объекта на основе ассоциативного поиска.
- Метод автоматического управления с ассоциативными ВА – «ассоциативное MPC» (AMPC) непрерывных и полунепрерывных производств.
- Алгоритм расчета глубины прогноза выхода объекта для AMPC, при задании которой гарантируется удовлетворение системы управления необходимым ограничениям.

Апробация результатов. Основные положения диссертационной работы докладывались на 61-й и 62-й научно-технических конференциях МФТИ (НИУ) (Москва, 2018-19 гг.), на международных симпозиумах IFAC: 7th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing (2021, Будапешт, Венгрия); Manufacturing Modelling, Management and Control – 10th MIM IFAC 2022 (г. Нант, Франция, 2022 г.); Information Manufacturing Systems, IMS' IFAC 2022 (г. Тель-Авив, Израиль, 2022 г.), а также на научных семинарах в Институте проблем управления имени В.А. Трапезникова РАН.

Реализация и внедрение результатов работы. Основные результаты исследований были использованы АО

Стойленский ГОК» в рамках внедрения СУУТП на фабрике обогащения железорудного концентрата.

Обоснованность и достоверность научных положений обеспечивается корректным применением фундаментальных положений теории идентификации систем управления и проведенным всесторонним анализом эффективности современных подходов к управлению с прогнозирующей моделью. Близость результатов расчетов с использованием тестовых данных с результатами, полученными при внедрении на производстве, также свидетельствует о достоверности положений, выносимых на защиту.

Публикации. Основное содержание диссертационной работы отражено в восьми печатных работах, в том числе пяти статьях в рецензируемых изданиях из перечня, рекомендованного ВАК.

Личный вклад соискателя. Все исследования, представленные в диссертационной работе, проведены лично соискателем в процессе научной деятельности. Из совместных публикаций в диссертацию включен тот материал, который непосредственно принадлежит соискателю.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка использованной литературы и Акта о внедрении. Работа изложена на 116 страницах, содержит 44 иллюстраций, 7 таблиц и одно приложение. Библиография включает в себя 122 наименования.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

В первой главе представлен аналитический обзор основных направлений развития методов управления с прогнозирующей моделью (МРС), описаны традиционно применяемые в МРС алгоритмы идентификации и управления. На основании проведенного анализа и исследований существующих методов управления с прогнозирующей моделью сформулированы цель и научные задачи работы. Последующие главы посвящены решению задачи МРС при помощи методов ассоциативного поиска с использованием базы индуктивных знаний.

Вторая глава посвящена методу разработки виртуального анализатора (ВА) качества продукции на основе

идентификационных алгоритмов ассоциативного поиска. Выявлены преимущества данного метода по сравнению с традиционными.

Качество продукции является важнейшим параметром оптимизации ТП. Несмотря на важность показателей качества продукта, их не всегда возможно измерять напрямую в режиме реального времени. Задача требует специального аналитического оборудования, оперативно реагирующего на изменения измеряемых показателей в ходе функционирования объекта. Хотя различные методы и средства отбора и физико-химического анализа проб продукта на выходе ТП широко распространены на производствах, они, как правило, являются инерционными и дорогостоящими. Поэтому ВА приобрели популярность в качестве недорогой альтернативы сложным аналитическим системам.

ВА представляют собой специальные программно-алгоритмические комплексы, формирующие модели прогнозирования показателей качества по данным приборных измерений ТП. Они позволяют точно контролировать свойства продукции в режиме реального времени без капитальных затрат и трудоемкого обслуживания. ВА используются для мониторинга физических и химических свойств там, где использование поточных анализаторов физически невозможно или экономически нецелесообразно.

При решении разнообразных практических задач управления ТП хорошо зарекомендовали себя ВА на основе линейной регрессии с автоподстройкой свободного члена b_0 по данным лабораторного контроля:

$$b_{0\text{ new}} = b_0 + k (Y_{lab} - Y_{model}), \quad (1)$$

где:

Y_{lab} – лабораторный показатель качества продукта, Y_{model} – показатель качества продукта, рассчитанный по модели, $b_{0\text{ new}}$ – новое значение b_0 , k – весовой коэффициент учета поступающих данных лабораторного контроля.

Однако для некоторых нелинейных объектов модели линейной регрессии дают неудовлетворительный прогноз. Автор предлагает подход к синтезу ВА для прогнозирования показателей качества на

основе алгоритмов ассоциативного поиска, который функционирует следующим образом.

Линейная динамическая модель имеет следующий вид:

$$y_N = \sum_{i=1}^m a_i y_{N-i} + \sum_{j=1}^n \sum_{s=1}^S b_{js} x_{N-j,s}, \forall j = 1, \dots, N, \quad (2)$$

где: y_N – прогноз выхода объекта на момент времени N , x_N – вектор входных воздействий, m – глубина памяти по выходу, n – глубина памяти по входу, S – размерность вектора входов.

Для построения ассоциативной модели статического объекта ($a_i = 0, i = 1, \dots, m$), соответствующей некоторому моменту времени, из архива выбираются только те входные векторы, которые близки к текущему в смысле определенного критерия, например, манхэттенского или евклидова расстояния.

Для осуществления процедуры выбора на предварительном этапе проводится обучение системы идентификации – кластеризация наборов переменных из архива системы мониторинга, характеризующих состояние ТП для каждого временного такта в прошлом. Отбор входных векторов осуществляется внутри кластера, в который попал текущий входной вектор. Для кластеризации может использоваться один из известных методов. В дальнейшем для построения ассоциативных цифровых моделей реального времени осуществляется актуализация индуктивных знаний в базе, построенной на этапе обучения. Далее, на основе классического (не рекуррентного) метода наименьших квадратов (МНК) определяются значения коэффициентов модели и выхода в следующий момент времени.

Отбор входных векторов из архива для построения виртуальной модели в данный момент времени по текущему состоянию объекта может быть осуществлен в соответствии со следующим критерием. Пусть

$$d_{N,N-j} = \sum_{p=1}^P |x_{Np} - x_{N-j,p}|, j = 1, \dots, s \quad (3)$$

- расстояние в \mathbf{R}^P между точками пространства входов размерности P , где $s < N$, а x_{Np} – компоненты входного вектора на текущем временном такте N . Пусть для текущего входного вектора x_t :

$$\sum_{p=1}^P |x_{Np}| = d_N. \quad (4)$$

Для построения аппроксимирующей гиперповерхности x_N , из архива исторических данных выбираются такие векторы x_{N-j} , $j = 1, \dots, s$, что для заданного D_N выполняется условие:

$$d_{N,N-j} \leq d_N + \sum_{p=1}^P |x_{N-j,p}| \leq d_N + D_N, \quad j = 1, \dots, s. \quad (5)$$

Вышеописанный алгоритм генерирует новую модель для каждого фиксированного момента N . При этом каждая точка глобальной нелинейной поверхности регрессии формируется в результате использования «локальных» линейных моделей.

Для построения ассоциативной модели динамического объекта при определении неизвестных коэффициентов используется следующий алгоритм. Модель формируется в виде:

$$y_N = \sum_{i=1}^Q \alpha_i \hat{x}_i, \quad (6)$$

где:

$$\hat{x} = (\hat{x}_1, \hat{x}_2 \dots \hat{x}_r), \quad r = m + nS,$$

\hat{x} – «расширенный вектор входов», для которого:

$$\{\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_m\} = \{y_{N-1}, y_{N-2}, \dots, y_{N-m}\};$$

$$\{\hat{x}_{m+1}, \hat{x}_{m+2} \dots \hat{x}_{m+nS}\} = \{x_{N-1,1}, x_{N-1,2}, \dots, x_{N-1,s}, \dots, x_{N-n,s}\};$$

α – расширенный вектор коэффициентов входов, для которого:

$$\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\} = \{a_1, a_2, \dots, a_m\};$$

$$\{\alpha_{m+1}, \alpha_{m+2}, \dots, \alpha_{m+nS}\} = \{b_{1,1}, b_{1,2}, \dots, b_{1,s}, \dots, b_{n,s}\}.$$

Для построения модели (6) из архива данных ТП выбираются входные векторы, близкие к текущему в смысле выбранного критерия. После отбора векторов составляется матрица расширенных векторов входов:

$$\hat{X} = \begin{pmatrix} \hat{x}_1^1 & \dots & \hat{x}_r^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{x}_1^P & \dots & \hat{x}_r^P \end{pmatrix}, \quad P \gg r.$$

Для нахождения коэффициентов α_i необходимо решить систему линейных уравнений вида:

$$\hat{X}\alpha = \hat{y}, \quad (7)$$

где \hat{y} представляет собой выход системы на следующем такте для отобранных расширенных векторов входов ТП.

При решении системы линейных уравнений (7) в предположении, что $\text{rank } \hat{X} = r$, для нахождения оценки $\hat{\alpha}$ может быть применен МНК:

$$(\hat{y} - \hat{X}\hat{\alpha})^T (\hat{y} - \hat{X}\hat{\alpha}) = \min_{\alpha} (\hat{y} - \hat{X}\alpha)^T (\hat{y} - \hat{X}\alpha). \quad (8)$$

В предположении, что \hat{X} – матрица полного ранга, получаем:

$$\hat{\alpha} = (\hat{X}^T \hat{X})^{-1} \hat{X}^T \hat{y}. \quad (9)$$

$\hat{\alpha}$ является МНК-оценкой и, согласно теореме Гаусса–Маркова, обладает минимальной дисперсией в классе несмещенных линейных оценок параметра α .

Для динамических моделей имеем случай плохой обусловленности матрицы $\hat{X}^T \hat{X}$, ввиду статистической зависимости компонент расширенного вектора входов, вследствие чего оценка (9) может быть неадекватной. В таком случае предлагается использовать следующую процедуру Мура–Пенроуза. Предлагается искать оценку $\hat{\alpha}_0$, такую что:

$$\hat{\alpha}_0^T \hat{\alpha}_0 = \min \hat{\alpha}^T \hat{\alpha}. \quad (10)$$

Согласно теореме Мура–Пенроуза, оценка $\hat{\alpha}$ минимизирует левую часть (10) тогда и только тогда, когда $\hat{\alpha}$ представима в форме:

$$\hat{\alpha} = \hat{X}^+ \hat{y} + (I - \hat{X}^+ \hat{X})p, \quad (11)$$

где p – некоторый r -мерный вектор. Асимптотически нормальная оценка $\hat{\alpha}_0$ (9) находится в виде:

$$\hat{\alpha}_0 = \hat{X}^+ \hat{y}. \quad (12)$$

Эту процедуру можно применить для формирования цифровых идентификационных моделей в замкнутом контуре управления ТП.

Алгоритм ассоциативного поиска позволяет получить модели, которые для каждого временного такта описываются синхронизированными наборами значений входов, выходов, управляющих воздействий, коэффициентов, т.е. цифровые модели, которые формируются идентификатором в цепи обратной связи МРС. В данном случае идентификатор является цифровым двойником, поскольку он формирует цифровую предиктивную модель на основе текущих и статистических данных ТП.

Для нестационарных процессов метод ассоциативного поиска также предлагает конструктивное решение задачи идентификации – с применением вейвлет-преобразования. Такой подход продемонстрировал эффективность как для нестационарного входного сигнала, так и в случае немоделируемой внутренней динамики объекта управления. Для того чтобы применить алгоритм ассоциативного поиска для прогнозирования динамики нестационарных ТП, необходимо выбрать из технологического архива векторы, близкие к текущему в смысле критерия, формируемого для коэффициентов кратно-масштабного вейвлет-разложения.

В общем случае кратно-масштабное вейвлет-разложение входов и выходов системы может быть представлено следующим выражением. Для фиксированного уровня детализации L :

$$\begin{aligned} x(t) &= \sum_{k=1}^N c_{L,k}^x(t) \varphi_{L,k}(t) + \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^N d_{l,k}^x(t) \psi_{l,k}(t), \\ y(t) &= \sum_{k=1}^N c_{L,k}^y(t) \varphi_{L,k}(t) + \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^N d_{l,k}^y(t) \psi_{l,k}(t), \end{aligned} \quad (13)$$

где: $\varphi_{L,k}(t)$ – масштабирующие функции; $\psi_{l,k}(t)$ – вейвлет-функции, которые получаются из материнских вейвлетов посредством масштабирования и сдвига:

$$\psi_{l,k}(t) = 2^{l/2} \psi_{\text{mother}}(2^l t - k). \quad (14)$$

В качестве материнских рассматриваются вейвлеты Хаара. Здесь l – уровень детализации; $c_{L,k}$ – масштабирующие коэффициенты, $d_{l,k}$ – детализирующие коэффициенты, вычисляемые с помощью алгоритма Малла. Выбор входных векторов из базы индуктивных знаний осуществляется в соответствии с требованием:

$$\begin{aligned}
|x(t^*) - x(t)| &\leq |x(t^*)| + |x(t)| = \left| \sum_{k=1}^{N/2^L} c_k^* \varphi_k(t^*) + \right. \\
&\left. \sum_{j=1}^L \sum_{k=1}^{N/2^j} d_{jk}^* \psi_{jk}(t^*) \right| + \left| \sum_{k=1}^{N/2^L} c_k \varphi_k(t) + \sum_{j=1}^L \sum_{k=1}^{N/2^j} d_{jk} \psi_{jk}(t) \right| \leq \\
&\left| \sum_{k=1}^{N/2^L} c_k^* \varphi_k(t^*) \right| + \left| \sum_{k=1}^{N/2^L} c_k \varphi_k(t) \right| + \\
&+ \sum_{j=1}^L \left| \sum_{k=1}^{N/2^j} d_{jk} \psi_{jk}(t) \right| + \sum_{j=1}^L \left| \sum_{k=1}^{N/2^j} d_{jk}^* \psi_{jk}(t^*) \right| \leq c_L + L\tilde{c}_j = C > 0. \\
\tilde{c}_j &= \frac{N}{2^{j-1}} \max_{k=1, \dots, N/2^j} \tilde{c}_{jk}, \tag{15}
\end{aligned}$$

выполняемым для некоторого вектора $x(t^*)$ (выбранного внутри кластера, в который попал текущий входной вектор $x(t)$) и для фиксированной константы c_L . Прогнозируемое значение $y(t)$ и коэффициенты модели вычисляются на основе МНК.

Автором предложен метод разработки программно-алгоритмического комплекса для формирования в режиме реального времени моделей ассоциативного поиска – ассоциативного ВА.

При построении модели необходимо учитывать специфику работы лаборатории на производстве для ТП определенного типа. Зачастую лабораторный анализ продукции производится не на разовых, а на усредненных пробах. Моделирование должно обеспечивать не только достаточно точное описание ТП данного класса, но и адекватно отражать конкретику производственной ситуации и особенностей конкретного ТП, т.е. максимально возможным образом использовать всю имеющуюся априорную информацию. В частности, необходимо учитывать все ограничения, определяемые как технологическим регламентом, так и экспертными мнениями. В качестве эксперта, анализирующего ситуацию, выступает лицо, принимающее решения – оператор или технолог.

Таким образом, при разработке ВА ТП выделяются следующие основные элементы.

Описание ТП: его особенности, позволяющие формализовать процесс с помощью определенных математических моделей; учет отдельных данных технической документации, в частности,

технологического регламента (или аналогичных документов), что позволяет ввести все необходимые ограничения:

- База технологических регламентов содержит (в формализованном виде) описание следующих позиций:
 - оборудование,
 - технологические нормативы,
 - правила выполнения операций в различных ситуациях,
 - детальный порядок ведения ТП,
 - правила ведения режима,
 - параметры режима.
- База библиотек формализованного представления ТП и их математических моделей.

Схема информационных потоков исследуемого ТП, формируемая пользователем системы с помощью интерактивного интерфейса, которая позволяет формализовать описание моделируемого ТП в виде дифференциальных или конечно-разностных уравнений.

База индуктивных знаний ТП должна содержать архив «производственного опыта» конкретного ТП: от синхронизированных во времени входов и соответствующих им выходов до архивов настроенных моделей и архивов формализованных ситуаций – «закодированных» признаков и характеристик текущего состояния. Основными элементами системы для формирования и хранения знаний, интерпретируемых как закономерности, характеризующие ТП, являются:

- База данных функционирования исследуемого ТП:
 - данные технологического оборудования – фактические расходы в конкретные моменты времени технологических параметров: расходы, давления, температуры и т.д.; возможные отклонения от штатных ситуаций (набор шаблонов), дополнительные ограничения;
 - база построенных точечных моделей процессов (архив построенных моделей): наборы значений входов и управлений, а также соответствующих им выходов (готовая продукция, побочная продукция, отходы) по данным мониторинга.

- Оценки результатов и рекомендации для управления (в том числе, формализованные) – оценки, получаемые с помощью ассоциативных алгоритмов идентификации, а также формализованные значения оценок экспертов (например, с помощью нечетких моделей).

Идентификатор в цепи обратной связи системы автоматического / автоматизированного управления ТП (цифровой двойник) в каждый момент времени генерирует цифровую модель. На вход идентификатора поступают различные элементы формализованного описания как самого ТП, так и его текущего состояния.

В третьей главе рассмотрен метод управления с прогнозирующей моделью на основе ассоциативного поиска и базы индуктивных знаний. Разработан алгоритм МРС с использованием ассоциативных идентификационных моделей, названный «ассоциативным МРС» (Associative MPC – АМРС). Введен критерий выбора глубины горизонта прогнозирования АМРС. Для построения АМРС-алгоритма на каждом временном такте формируется линейная дискретная модель системы управления методом ассоциативного поиска.

ВА для систем управления ТП с идентификационными моделями содержат статистически зависимые переменные. Значения коэффициентов модели и прогноз выхода определяются как псевдорешения систем линейных алгебраических уравнений в соответствии с МНК посредством применения сингулярного разложения матриц и процедур типа Мура–Пенроуза. При управлении объектом в любой выбранный для анализа момент времени в окрестности рабочей точки создается новая линейная модель вида:

$$y(n + 1) = \sum_{i=1}^N a_i y(n + 1 - i) + \sum_{j=1}^Q \sum_{i=1}^M b_{ij} x_j(n + 1 - i) + \sum_{i=1}^K c_i u(n + 1 - i), \quad (16)$$

где: $y(n + 1)$ – прогноз выхода объекта на момент времени $n + 1$, x_j – вектор входных воздействий, u – скалярное управление, N – глубина памяти по выходу, M – глубина памяти по входу, K – глубина памяти по управлению, Q – размерность вектора входов.

Вводится понятие расширенного вектора входов процесса:

$$\hat{x} = (\hat{x}_1, \hat{x}_2 \dots \hat{x}_C), \text{ где } C = MQ + K + N. \quad (17)$$

Данный вектор состоит из следующих групп компонентов:

- значений входов $x_j(q)$, где $q \in [n + 1 - M, n], j \in [1, M]$;
- значений управления $u(r)$, где $r \in [1, K]$;
- значений выхода $y(p)$, где $p \in [n + 1 - N, n]$, т.е.:

$$\begin{aligned} & \{\hat{x}_1, \hat{x}_2 \dots \hat{x}_{MQ}\} = \\ & = \left\{ \begin{array}{l} x_1(n), x_1(n-1), \dots, x_1(n+1-M), x_2(n), \\ x_2(n-1), \dots, x_Q(n+1-M) \end{array} \right\}; \\ & \{\hat{x}_{MQ+1}, \hat{x}_{MQ+2} \dots \hat{x}_{MQ+K}\} = \{u(n), u(n-1), \dots, u(n+1-K)\}; \\ & \{\hat{x}_{MQ+K+1}, \hat{x}_{MQ+K+2} \dots \hat{x}_{MQ+K+N}\} = \{y(n), y(n-1), \dots, y(n+1-N)\}. \end{aligned} \quad (18)$$

В построенную модель на каждом такте подставляются текущие значения входов системы, и рассчитывается значение выхода на следующем такте. Если выход на следующем такте удовлетворяет всем ограничениям:

$$|y| \leq Y, \quad |u| \leq U, \quad Y, U > 0, \quad (19)$$

то управление остается прежним. Рассмотрим алгоритм действий, если прогнозируемый выход y^* на следующем такте $n + 1$ не удовлетворяет ограничениям, т.е. $|y^*| > Y$. Во избежание этого, прогнозируемый выход должен быть «смещен» с некоторым коэффициентом Δ_y , так чтобы $\Delta_y |y^*| \leq Y$. Тогда:

$$\begin{aligned} \Delta_y y(n+1) &= \sum_{i=1}^N a_i y(n+1-i) + \sum_{j=1}^Q \sum_{i=1}^M b_{ij} x_j(n+1-i) + \\ &+ \sum_{i=2}^K c_i u(n+1-i) + c_1 u(n). \end{aligned} \quad (20)$$

В последнем выражении в роли неизвестного выступает управление в момент времени n . Положив $u(n) = \Delta_u u(n-1)$, получаем:

$$\Delta_y y^* = T(y, x, u) + c_1 \Delta_u u(n-1), \quad (21)$$

где:

$$\begin{aligned} T(y, x, u) &= \sum_{i=1}^N a_i y(n+1-i) + \sum_{j=1}^Q \sum_{i=1}^M b_{ij} x_j(n+1-i) + \\ &+ \sum_{i=2}^K c_i u(n+1-i). \end{aligned} \quad (22)$$

В этом случае можно явно выразить необходимое смещение по управлению:

$$\Delta_u = \frac{\Delta_y y^* - T(y, x, u)}{c_{1u}(n-1)}. \quad (23)$$

Найденное значение управления применяется на текущем такте, далее вся процедура повторяется. При обобщении задачи на объект с вектором управляющих воздействий имеем:

$$\Delta_y y(n+1) = \sum_{i=1}^N a_i y(n+1-i) + \sum_{j=1}^Q \sum_{i=1}^M b_{ij} x_j(n+1-i) + \sum_{i=2}^K \sum_{j=1}^P c_{ij} u_j(n+1-i) + \sum_{l=1}^P c_{1l} u_l(n). \quad (24)$$

В уравнении (24) в роли неизвестных выступают P управлений в момент времени n . Уравнение (24) можно переписать в виде:

$$\Delta_y y^* = S(y, x, u) + \sum_{l=1}^P c_{1l} u_l(n), \quad (25)$$

где:

$$S(y, x, u) = \sum_{i=1}^N a_i y(n+1-i) + \sum_{j=1}^Q \sum_{i=1}^M b_{ij} x_j(n+1-i) + \sum_{i=2}^K \sum_{j=1}^P c_{ij} u_j(n+1-i). \quad (26)$$

В качестве управлений $u_l(n)$ примем:

$$u_l(n) = u_l(n-1) \Delta_y - \frac{S(y, x, u)}{P c_{1l}} (1 - \Delta_y), \quad (27)$$

или:

$$\begin{aligned} S(y, x, u) + \sum_{l=1}^P c_{1l} u_l(n) &= S(y, x, u) + \\ &+ \sum_{l=1}^P c_{1l} \left[u_l(n-1) \Delta_y - \frac{S(y, x, u)}{P c_{1l}} (1 - \Delta_y) \right] = S(y, x, u) + \\ &+ \Delta_y \sum_{l=1}^P c_{1l} u_l(n-1) - \frac{S(y, x, u)}{P} \sum_{l=1}^P (1 - \Delta_y) = S(y, x, u) + \\ &+ \Delta_y y(n+1) - \Delta_y S(y, x, u) - S(y, x, u) - \Delta_y S(y, x, u) = \Delta_y y(n+1). \end{aligned} \quad (28)$$

Данный алгоритм управления подходит для решения широкого класса задач. Но применительно к процессам с большим временем установления или чистым запаздыванием он требует дополнительных условий на формирование управляющих воздействий.

Сформирована процедура прогнозирования выхода объекта на несколько тактов вперед. Предложен алгоритм расчета глубины

прогноза, при котором гарантируется робастность алгоритма управления, т.е. попадание выхода y в заданную область при построении прогноза на p тактов вперед. Для оценивания p необходимо определить максимальное изменение выхода за один такт для каждого кластера:

$$y_{\Delta}^K = \max_{y \in K, i=1..L_K} |y(i) - y(i-1)|, \quad (29)$$

где: y_{Δ}^K – максимальное изменение выхода за один такт для кластера K ; L_K – количество элементов в кластере K .

$$y_{\Delta}^K = c_1 \Delta u(n) + c_0 \Delta u(n+1) + c_{-1} \Delta u(n+2) + c_{-2} \Delta u(n+3) + \dots + c_{-p+1} \Delta u(n+p-1), \quad (30)$$

где: $\Delta u(n) = u(n) - u(n-1)$. (31)

С учетом ограничения $\Delta u(n) \leq \Delta u^{max}$ и обозначений $\Delta = \frac{y_{\Delta}^K}{\Delta u^{max}}$, $P(p) = \sum_{i=0}^p c_{1-i}$, критерий робастности алгоритма управления формулируется в виде: $P(p) \geq \Delta$. Следовательно, для нахождения максимального горизонта прогнозирования p , при котором гарантируется робастность управления, необходимо определить p , при котором достигается:

$$\min_{p \in N, P(p) \geq \Delta, |u| \leq U} P(p). \quad (32)$$

В четвертой главе описан процесс функционирования СУУТП на обогатительной фабрике в АО «Стойленский ГОК» с использованием представленных в диссертации методов прогнозирования. Приведены результаты применения разработанных автором методов.

СУУТП охватывает шаровые мельницы, зумпфы и дешламаторы участка размола. Приведена модельная матрица передаточных функций, описывающих взаимосвязи входных и выходных переменных СУУТП.

В целях проверки работоспособности примененных алгоритмов проведен сравнительный анализ работы различных типов ВА содержания железа в железорудном концентрате. Показано, что предложенный автором подход позволил на 2,3% увеличить загрузку руды на вход головных мельниц обогатительной фабрики, а также на 34% уменьшить дисперсию лабораторных значений показателей

качества концентрата. Эффект от внедрения подтвержден АО «Стойленский ГОК».

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1. Проведены детальный анализ и исследование алгоритмов идентификации и управления, применяемых в современных системах управления с прогнозирующей моделью ТП; результаты показали актуальность разработки ВА с более высокой точностью, в том числе для нелинейных объектов.
2. На основе метода ассоциативного поиска предложены методы создания ВА качества продукции для промышленных производств непрерывного и полунепрерывного типа, демонстрирующие высокую точность, в частности, для нелинейных объектов.
3. Разработан алгоритм МРС с использованием ассоциативных ВА («ассоциативный МРС») непрерывных и полунепрерывных производств.
4. Введен критерий выбора глубины горизонта прогнозирования для «ассоциативного МРС», на котором достигается высокая точность модели при соблюдении ограничений.
5. Предложены методы разработки программного обеспечения, обеспечивающего формирование базы знаний, обучение и функционирование системы управления с идентификатором ассоциативных моделей в цепи обратной связи.
6. Результаты проведенных исследований использованы при внедрении СУУТП в АО «Стойленский ГОК»; они позволили на 2,3% увеличить загрузку руды на вход головных мельниц обогатительной фабрики, а также на 34% уменьшить дисперсию лабораторных значений показателей качества железорудного концентрата; эффект от внедрения подтвержден АО «Стойленский ГОК».

ПУБЛИКАЦИИ АВТОРА ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК РФ:

1. Bakhtadze, N.; Yadykin, I.; Maximov, E.; Maximova, N.; Cheresenko, A.; Vershinin, Y. Forecasting the Risks of Stability Loss for

Nonlinear Supply Energy Systems // IFAC-PapersOnLine, 2021. Vol. 54, No. 1. P. 478-483.

2. N. Bakhtadze, A. Chereshko, D. Elpashev, A. Suleykin, A. Purto Predictive associative models of processes and situations // IFAC-PapersOnLine, 2022. Vol. 55, No. 2, P. 19–24.
3. Черешко А.А., Титкина М.С. Применение алгоритмов ассоциативного поиска в системах управления с прогнозирующей моделью // Автоматизация в промышленности, 2022. № 6. С. 58–62.
4. Черешко А.А., Виртуальные анализаторы качества на основе цифровых моделей // Автоматизация в промышленности, 2022. № 7. С. 33–38.
5. Bakhtadze, N., Beginyuk, V., Elpashev, D., Zakharov, E., Salikhov, Z., Chereshko, A. Intelligent Decision Support System Based on Video Recognition of Tuyere Hearth in a Blast Furnace // IFAC-PapersOnLine. 2022, 10th IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management and Control June 22-24, 2022. Nantes, France. P. 2810-2825.

Публикации в других изданиях:

6. Черешко А.А., Шундерюк М.М. Границы применимости алгоритмов усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью в условиях неопределенности динамики объекта // Проблемы управления. 2020. № 1. С. 17–23.
7. Черешко А.А., Исследование границ применимости алгоритмов управления на основе прогнозирующей модели в условиях неопределенности // Труды 61-й Всероссийской научной конференции МФТИ. Радиотехника и компьютерные технологии, 2018. С. 30–32.
8. Черешко А.А. Исследование границ применимости алгоритмов управления на основе прогнозирующей модели в условиях неопределенности // Труды 62-й Всероссийской научной конференции МФТИ. Радиотехника и компьютерные технологии, 2019. С. 34–37.

Вклад автора в публикации.

В работе [1] – разработка и исследование алгоритмов идентификации системы энергоснабжения;

В работах [2,4] – разработка ВА ТП для МРС;

В работе [3] – выбор глубины горизонта прогнозирования при котором достигается высокая точность модели при соблюдении требуемых ограничений;

В работе [5] – методы формирования базы знаний для обучения системы и функционирования алгоритмов ассоциативного поиска в реальном времени;

В работе [6] – алгоритмы усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью;

В работах [7,8] – исследование границ применимости алгоритмов управления на основе прогнозирующей модели.

Черешко Алексей Анатольевич
Управление технологическими процессами на основе
интеллектуальных прогнозирующих моделей

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Подписано в печать. Формат 60×90/16.
Усл. печ. л. 1,37. Уч.-изд. л.
Тираж 100 экз. Заказ № 33.

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова
Российской академии наук
117997,
ул. Профсоюзная, д. 65
Россия, Москва
<http://www.ipu.ru>