

Методы синтеза цифровых двойников на основе цифровых идентификационных моделей производственных процессов*

Н. Н. Бахтадзе¹, А. Е. Коньков¹, Д. В. Елпашев¹, В. Н. Кушнарев¹, К. С. Мухтаров¹,
А. В. Пуртов², В. Е. Пятецкий³, А. А. Черешко¹

¹Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук, Москва, Россия

²ПАО «КАМАЗ», Набережные Челны, Россия

³Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС», Москва, Россия

Аннотация. Представлен подход к созданию цифровых двойников нового типа. Предлагается использовать идентификаторы в цепи обратной связи систем управления, формирующие точечные идентификационные модели на основе ассоциативных знаний. Описаны методы формирования управляющих воздействий в условиях возможной резкой смены режима функционирования управляемого процесса.

Ключевые слова: цифровой двойник, система управления с идентификатором, цифровые алгоритмы прогнозирования, ассоциативный поиск, индуктивные знания.

DOI 10.14357/20718632240410 EDN HKZTLN

Введение

Одной из наиболее актуальных задач теории и практики управления техническими системами и социотехническими комплексами в промышленности и энергетике является повышение степени автоматизации процессов принятия решений по управлению (операторами, менеджерами, руководителями разных уровней) [1]. Принятие решений как человеком, так и автоматической системой осуществляется на основе анализа текущей ситуации и прогнозирования ее эволюции.

Примером полностью автоматического подхода могут служить разнообразные системы противоаварийной автоматики, широко

применяемые сегодня в электроэнергетике и перерабатывающих отраслях промышленности. Системы другого типа, например, усовершенствованного управления технологическими процессами непрерывных и полу-непрерывных производств (СУУТП, или APC-системы от advanced process control), предусматривают контроль со стороны оператора.

Для анализа и прогнозирования в целях принятия решений и управления используются модели производственных процессов. Модели, адекватно и эффективно имитирующие функционирование реального объекта на основе имеющейся информации о нем, получили название *цифровых двойников* (ЦД). За последние двадцать с лишним лет проведено значительное

* Исследование проведено в рамках работы по Соглашению о предоставлении из федерального бюджета гранта на проведение крупных научных проектов по приоритетным направлениям научно-технологического развития № 075-15-2024-527 от «23» апреля 2024 г.

количество исследований по созданию ЦД, в частности, в промышленности и энергетике [2].

ЦД, используемые в промышленных системах, подразделяются на следующие типы [3; 4]:

– *Прототип* – виртуальная копия физического объекта, в которой содержится вся доступная априорная информация о нем: 3D-модель, техническая информация, условия эксплуатации и т.д. Используется на стадии проектирования.

– *Экземпляр* – цифровая мастер-модель (digital master model) объекта. Использует цифровую модель объекта и аккумулирует данные о его физических характеристиках: результаты мониторинга, данные с различных датчиков, результаты тестирования. Как правило, используется модель, построенная на основе теоретического описания функционирования объекта, поэтому результаты функционирования модели и реального объекта далеко не всегда оказываются близкими в соответствии с выбранным критерием.

Данные мониторинга на входе и выходе реального объекта/системы могут подаваться на вход виртуальной модели, например, для обучения персонала в условиях, близких к реальным, но без манипулирования физическим объектом (компьютерные тренажеры [5]). При обнаружении значимых отклонений тренажерные модели корректируются с целью не допустить формирования у обучаемого оператора ложного навыка [6].

Если данные регулярно подаются от физического объекта к цифровой модели системы, но обратного поступления данных не осуществляется, то о модели говорят как о *цифровой тени*. Цифровая тень позволяет анализировать и в ряде случаев успешно прогнозировать реальный отклик оригинала (с возможной визуализацией операций). Такой подход позволяет наблюдать за функционированием физической системы без прямого контакта с ней [4]. Если обмен данными между цифровой имитационной моделью и объектом осуществляется взаимообразно, то модель (полунатурная, «точная» математическая) представляет собой ЦД.

Можно выделить также следующие понятия:

– *Агрегированный ЦД*. Включает сеть устройств, которые поставляют необходимые данные.

– *Адаптивный ЦД*, который может настраиваться по мере поступления информации.

– *Гибридный близнец*. С помощью модели можно осуществлять анализ и оценивание данных на основе одновременного использования машинного обучения и интернета вещей. Может использоваться для прогнозирования и оптимизации.

Применение ЦД предоставляет возможность решать разнообразные задачи [4], которые позволяют повысить конкурентоспособность и эффективность производства, например:

- протестировать запуск нового процесса или производственной цепочки;
- выявить места уязвимости и возможные сбои до запуска производства;
- повысить безопасность производства и снизить риски;
- осуществлять долгосрочное и оперативное прогнозирование.

Наряду с очевидными положительными результатами внедрения ЦД, следует отметить и некоторые факторы, ограничивающие их применение. Прежде всего, это высокая стоимость и большая трудоемкость внедрения технологии. Также ограничивающими факторами зачастую являются отсутствие специализированных навыков у персонала, недостаточность или неточность данных [4].

Но основная проблема – необходимость построения высокоточных имитационных («точных») моделей, в особенности, для сложных систем. Даже адаптивные алгоритмы не всегда смогут обеспечить требуемую точность модели, особенно для нелинейных и нестационарных систем и подсистем сложной системы.

Поэтому представляется актуальным создание методов анализа и синтеза ЦД нового типа, функционирующих на основе цифровых идентификационных моделей производственных процессов, а также создание научно-технических решений для исследования свойств производственных процессов и ситуаций в целях построения таких моделей.

Новый класс ЦД производственных процессов

Представляется перспективным построение нового класса ЦД производственных процессов

– в виде идентификаторов в контуре обратной связи (Рис. 1) систем управления этими процессами [7]. Согласно такому подходу, основу ЦД

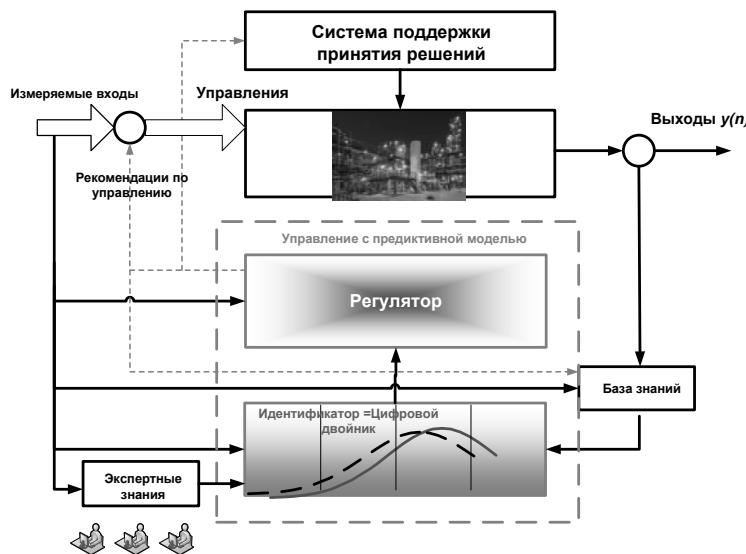


Рис. 1. Идентификатор в контуре обратной связи системы управления как ЦД

будут составлять не имитационные модели (математическое описание процесса функционирования объекта/системы на основе известных физических, химических, экономических законов, и т.д.), а модели, получаемые с помощью алгоритмов *идентификации*. Идентификация представляет собой построение и корректирование в реальном времени моделей объектов/процессов по фактическим (архивным и текущим) данным функционирования [8].

В общем случае синтез систем управления с идентификатором является сложной задачей, ввиду статистической зависимости между переменными в алгоритме идентификации для замкнутых систем. Для синтеза управления с использованием модели, настраиваемой в реальном времени, требуются различные эвристические допущения, что далеко не всегда допустимо в реальных системах управления.

Алгоритмы идентификации, которые, в отличие от традиционных, не настраивают модели в процессе функционирования, а осуществляют в каждый момент времени формирование новой цифровой модели, получили название «обучение по принципу «точно в срок» (Just-in-time learning (JITL))» [9].

Современные системы управления имеют возможность и должны оперативно обрабатывать информацию о перспективах управления ТП в различных штатных и нештатных ситуациях и обеспечивать наиболее эффективное управление

[10]. В любой момент времени регулятор может формировать управление на основе формализованных знаний о текущей ситуации. Эти формализованные знания, актуальные для текущего момента, должны использоваться при построении модели. Системы, основанные на знаниях, относятся к классу *интеллектуальных*. Модели описанного типа могут создаваться разнообразными способами, но в каждом из них предусмотрены:

- получение и интеграция данных из различных источников (IoT-устройства, датчики, системы управления другими фрагментами сложных систем, в частности – производственного комплекса, данные о состоянии оборудования, информационных и человеческих ресурсов, и т.д.);
- анализ получаемых данных;
- формирование и структурирование знаний для цифрового отображения исследуемой системы либо объекта;
- формализация знаний.

Моделирование в режиме реального времени на основе прецедентов

Широкое распространение получил метод вывода решений об управлении в интеллектуальных системах, названный «рассуждения на основе прецедентов» (case-based reasoning, CBR) [11]. CBR представляет собой метод

решения задач с использованием уже известных решений в различных ситуациях, которые, в соответствии с определенным критерием, близки к текущей ситуации для заданного набора характеристических признаков.

CBR состоит в том, чтобы использовать для построения модели решения, уже ранее примененные и сохраненные в базе знаний [12]. Это могут быть решения как реально использованные, так и предложенные экспертами. Содержимое баз знаний в CBR-системах составляют *кейсы*, которые в общем случае представляют пару: {формализация ситуации; решение}.

Этапы CBR-алгоритма:

- «извлечение» (retrieve) – выбор в базе знаний кейса, наиболее близкого к текущей ситуации в соответствии с определенным критерием. Выбор может осуществляться с помощью различных методов: ближайшего соседа, аппарата деревьев решений, структурной аналогии, на основе экспертных знаний. В результате могут быть отобраны одна или несколько «похожих» ситуаций и соответствующие им решения.

- «повторное использование» (reuse) – использование решения, относящегося к отобранному кейсу, в текущей задаче. Решение может быть откорректировано с учетом особенностей текущей ситуации. Новое решение и текущая ситуация пополняют базу знаний новым кейсом.

CBR сегодня широко используется в разнообразных сферах: для управления дорожным движением на перекрестках [13], в системах поддержки разработки программного обеспечения [14], для идентификации повреждений и прогнозирования состояний механических систем [15; 16], для классификации текстов [17], в медицинских системах [18-21], для прогнозирования стоимости строительства [22; 23] и др.

Модели, получаемые на основе метода ассоциативного поиска

Для построения ЦД предлагается применять цифровые модели, получаемые на основе метода ассоциативного поиска [24]. Такие модели, с одной стороны, формируются в соответствии с принципом *just-in-time learning*, а с другой – используют индуктивные знания о динамике исследуемых процессов и реализуют, как это будет показано далее, схему *case-based reasoning*.

Модели объектов либо динамических процессов, например, технологических процессов (ТП) в промышленности и энергетике, построенные при помощи алгоритмов ассоциативного поиска, используют базу индуктивных знаний для построения на каждом временном такте лучшей, в смысле среднеквадратического критерия, модели ТП [25].

Понятие *индуктивных знаний* – закономерностей, извлекаемых из данных функционирования объекта («восстановление зависимостей по эмпирическим данным») посредством их интеллектуального анализа, было введено В.Н. Вапником [26]. Такие модели и будут формироваться на каждом такте идентификатором системы на основе анализа информации о динамике процесса, накопленной к настоящему моменту. Эта информация позволяет обучать систему и пополнять базу *индуктивных знаний*. Таким образом, индуктивные знания в данном случае играют роль прецедентов.

Модель системы управления с ассоциативными моделями, формируемая в определенный момент времени («точечная», «виртуальная»), пополняет на каждом такте соответствующую «библиотеку моделей» в базе знаний. Эта модель полностью характеризуется набором значений следующих признаков: входы объекта, выход, коэффициенты.

В принципе, такие модели могут быть получены с использованием известных методов идентификации. Выбор для решения задач управления с прогнозом метода ассоциативного поиска обусловлен, прежде всего, высокой точностью идентификационной модели для широкого класса нелинейных и нестационарных объектов [27-30]. Кроме того, предварительное обучение (кластеризация), с перманентным дополнением в реальном времени, предоставляет алгоритму выигрыш в быстродействии, что для определенного класса задач управления ТП может иметь важное значение. В алгоритме ассоциативного поиска идентификационная модель полностью описывается наборами входов и соответствующих им выходов системы, которые хранятся в архиве, и в этом аспекте ее можно считать цифровой моделью. Совокупность наборов статистических данных (значений признаков) дает «цифровой портрет» динамики ТП.

Процесс обработки индуктивных знаний сводится к восстановлению (ассоциативному поиску) знания по его фрагменту [31]. При этом знание можно интерпретировать как ассоциативную связь между *образами*. В качестве образа будем использовать «наборы признаков», т.е. компонент векторов входов – входных переменных. Эффективность метода для прогнозирования состояния динамического процесса обусловлена возможностью компенсировать недостаточность априорной информации об объекте управления (исследуемом процессе), а также возможностью учета плохо формализуемых входных сигналов и структуры системы управления данным процессом.

Метод *ассоциативного поиска*, предполагает построение линейной модели нелинейного динамического объекта в каждый момент времени заново с использованием наборов архивных данных («ассоциаций»). Метод представляет собой, по сути, формализацию процесса оценивания состояния процесса и/или производственной ситуации, осуществляемого экспертом либо лицом, принимающим решение, например, оператором технологической установки на промышленном предприятии. На основе имеющихся у данного лица знаний и практического опыта формируются ассоциации с аналогичными ситуациями, сохраненными в его памяти. В автоматизированной системе для быстрого выявления «ассоциаций» применяются методы кластеризации данных, накопленных к текущему моменту. Формируется база индуктивных знаний – закономерностей, извлекаемых из данных посредством применения методов интеллектуального анализа.

Алгоритм ассоциативного поиска

Алгоритм ассоциативного поиска формально состоит в построении в каждый момент времени аппроксимирующей гиперповерхности пространства входных векторов и соответствующих им выходов. В любой момент времени каждый раз создается *новая* (точечная) модель, причем линейная даже для нелинейных объектов. В этом состоит принципиальное отличие модели ассоциативного поиска от традиционных идентификационных моделей динамического объекта с адаптивной настройкой во времени,

Для построения виртуальной модели, соответствующей определенному моменту времени, выбираются точки в многомерном пространстве входов, близкие к текущему входному вектору в соответствии с выбранным критерием (евклидовым, манхэттенским расстоянием или иным критерием). Соответствующая база индуктивных знаний формируется на этапе предварительного обучения. Далее решается система линейных алгебраических уравнений относительно неизвестных коэффициентов модели и прогнозируемого выхода.

Для замкнутых систем смещенность оценок компенсируется получением псевдорешений с помощью процедур сингулярного разложения матриц системы и процедуры Мура–Пенроуза [32–33]. В предположении, что входные воздействия удовлетворяют условиям Гаусса–Маркова, оценки, получаемые в соответствии с методом наименьших квадратов, являются состоятельными, несмещенными, статистически эффективными.

Кластеризация данных, осуществляемая на этапе предварительного обучения, позволяет осуществлять идентификацию и прогноз с высоким быстродействием. В задаче ассоциативного поиска для выбора из архива векторов входов, «близких» к текущему, определяется метка кластера, в соответствии с *ассоциативным импульсом* (критерием ассоциативного отбора), и векторы отбираются внутри соответствующего кластера.

В работе [34] представлен подход к формированию поддержки принятия решения об управлении, основанный на динамическом моделировании процедуры ассоциативного поиска. Описаны результаты внедрения разработанных авторами данного исследования алгоритмов ассоциативного поиска для идентификации ТП химического и нефтеперерабатывающего производств, процессов управления в интеллектуальных энергосетях (smart grids), трейдинга, транспортной логистики. Представлена постановка задачи моделирования выходного сигнала u как результата воздействия оператора (в общем случае, нелинейного) на векторный сигнал $x_1 \dots x_L$ в дискретном времени. Линейная динамическая модель имеет следующий вид:

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

$$\forall j \in 1, \dots, N,$$

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.

Модель (новая для каждого момента времени) не является классической регрессионной. Для ее построения выбираются не все входные данные, хранящиеся в архиве, а лишь определенные входы, выбранные в соответствии с заданным критерием близости к текущему входному вектору. Структура модели определяется на основе предварительного корреляционного анализа данных.

Поскольку для реальных технических объектов (например, ТП в промышленном производстве, энергетике, биржевых операциях и т.д.) архивы данных, как правило, имеют значительную глубину, метод позволяет получить эффективные прикладные результаты для широкого класса прикладных задач.

Системы управления на основе ЦД с ассоциативными прогнозирующими моделями

Использование предложенных предиктивных идентификационных точечных смарт-моделей в системах управления с обратной связью, как и в алгоритмах прогнозирования состояния ТП, сталкивается с проблемой коррелированности архивных и текущих переменных входов, выходов и управляющих воздействий для модели

$$y(n+1) = \sum_{i=1}^N a_i y(n+1-i) +$$

$$+ \sum_{j=1}^Q \sum_{i=1}^M b_{ij} x_j(n+1-i) + \sum_{i=2}^R c_i u(n+1-i) + u(n). \quad (2)$$

В отличие от (1), данное выражение отражает зависимость выхода системы еще и от значений управляющих воздействий в предыдущие моменты времени. Эти данные, наряду со значениями реальных входов и выходов, на этапе обучения занесены в базу индуктивных знаний

данной системы управления. При этом учитываются ограничения, которым должны удовлетворять выходы системы и управляющих воздействий:

$$|y| \leq Y, |u| \leq U, Y, U > 0. \quad (3)$$

Для системы управления было введено понятие *расширенного вектора входов* процесса:

$$\hat{x} = (\hat{x}_1, \hat{x}_2 \dots \hat{x}_C), C = MQ + N + R. \quad (4)$$

Данный вектор состоит из следующих групп компонент:

– значений входов $x_j(q)$,

где $q \in [n+1-M, n], j \in [1, Q]$;

– значений управления $u(r)$,

где $r \in [n+1-R, n]$;

– значений выхода $y(p)$,

где $p \in [n+1-N, n]$,

т.е.:

$$\{\hat{x}_1, \hat{x}_2 \dots \hat{x}_{MQ}\} =$$

$$= \{x_1(n), x_1(n-1), \dots, x_1(n+1-M), x_2(n), \dots, x_2(n-1), \dots, x_Q(n+1-M)\};$$

$$\{\hat{x}_{MQ+1}, \hat{x}_{MQ+2} \dots \hat{x}_{MQ+R}\} =$$

$$= \{u(n), u(n-1), \dots, u(n+1-R)\};$$

$$\{\hat{x}_{MQ+R+1}, \hat{x}_{MQ+R+2} \dots \hat{x}_{MQ+R+N}\} =$$

$$= \{y(n), y(n-1), \dots, y(n+1-N)\}. \quad (5)$$

С учетом соответствующих обозначений, уравнение (1) может быть представлено в виде:

$$y(n+1) = \sum_{i=1}^C \alpha_i \hat{x}_i, \quad (6)$$

где:

$$\{\alpha_1, \alpha_2 \dots \alpha_{MQ}\} = \{b_{ij}\}, \quad i \in [1, M]; j \in [1, Q];$$

$$\{\alpha_{MQ+1}, \alpha_{MQ+2} \dots \alpha_{MQ+R}\} = \{c_i\}, \quad i \in [1, R];$$

$$\{\alpha_{MQ+R+1}, \alpha_{MQ+R+2} \dots \alpha_{MQ+R+N}\} = \{a_i\}, \quad i \in [1, N]. \quad (7)$$

Для построения модели (6) алгоритм ассоциативного поиска предусматривает выбор только тех векторов из кластера, которые удовлетворяют определенному критерию близости к текущему вектору \hat{x}_{search} , где \hat{x}_{search} – вектор \hat{x} , состоящий из входных воздействий и управления, т.е.:

$$\hat{x}_{search} = (\hat{x}_1, \hat{x}_2 \dots \hat{x}_L), L = MQ + R. \quad (8)$$

В условиях применения современных систем мониторинга можно располагать достаточно большими объемами данных и отобрать требуемое количество расширенных векторов P из

архива, так что матрица $\hat{X}^T \hat{X}$ будет хорошо обусловленной, что выглядит реалистичным предположением. Для нахождения коэффициентов α_i модели (6) необходимо решить систему линейных алгебраических уравнений вида:

$$\hat{X}\alpha = \hat{y}, \quad (9)$$

где \hat{y} представляет собой выход системы на следующем такте для отобранных расширенных векторов входов исследуемого объекта. В общем случае решение (9) можно выразить в виде:

$$\alpha = \hat{X}^+ \hat{y}, \hat{X}^+ = (\hat{X}^* \hat{X})^{-1} \hat{X}^*, \quad (10)$$

где \hat{X}^+ – псевдообратная матрица для \hat{X} .

При наличии больших объемов архивных данных (что характерно, например, для современных систем управления ТП в промышленности и электроэнергетике) можно предположить, что в базе знаний найдется достаточное количество наборов «вход–выход–управление», так чтобы поставленная задача имела решение. Для случаев недостаточного объема архивной информации могут быть применены разнообразные генеративные методы формирования обучающей выборки [35].

Модели ассоциативного поиска с переменной структурой для случая резких изменений режима ТП

Выбор структуры модели (1) определяется на основе предварительного анализа на этапе обучения. В частности, применяются методы корреляционного анализа. На практике встречаются ситуации, когда выборочный коэффициент корреляции весьма чувствителен к наличию в выборке резко выпадающих наблюдений при наличии в ней выбросов (outliers). Также не всегда имеет место нормальное распределение исследуемых процессов, что искажает результат корреляционного анализа.

Достаточно распространенным для практики случаем является «кусочно-стационарный» характер исследуемого процесса, обусловленный, в частности, резкими изменениями режима процесса. Примерами тому могут служить: существенные изменения характеристик входных показателей процесса нефтепереработки при

поступлении на вход сырья из иного источника; перемена режима либо отключение подачи катализаторов в процессах химического производства; поступление комплектующих от нового производителя в машиностроении, и т.п. Представляется целесообразным осуществлять на этапе обучения двухэтапную, «двуухровневую» кластеризацию.

Прежде всего, для всех входных факторов (компонент вектора входов) осуществляется определение ранговых коэффициентов корреляции Спирмена:

$$\rho_s = 1 - \frac{6}{N(N-1)(N+1)} \sum_{i=1}^N (R_{is} - P_i)^2, \quad (11)$$

$$x_s = (x_{1,s}, \dots, x_{N,s}), \quad s = 1, \dots, S, \quad y = (y_1, \dots, y_N),$$

где: N – объем выборок;

S – размерность вектора входов;

R_{is} – ранг наблюдения $x_{i,s}$ в ряду x_s ;

P_i – ранг наблюдения y_i в ряду y .

Далее экспериментным образом устанавливается пороговое значение для ранговых корреляционных коэффициентов каждой из компонент вектора входов, определяющее значимость компонент входных векторов, включая значения в прошлые моменты времени, для формирования выхода. Таким способом определяется, можно ли эти значения входов включать в модель [36].

Сформируем кластеры для различных структур точечных моделей и пронумеруем их следующим образом. Пусть номер кластера C содержит K позиций, $K = (S + 1)(N - 1)$, соответствующих значениям ранговых коэффициентов корреляции для компонент входных векторов в моменты времени $t \leq N$ и значений выходов в прошлые моменты времени $t \leq N - 1$. При этом в каждой позиции стоит 1, если соответствующий ранговый коэффициент корреляции превосходит пороговое значение: $\rho(t) \geq L$, и 0 – в противном случае, например:

$$C = [10010011010111]. \quad (12)$$

Для каждого кластера, содержащего значения входов и прошлых выходов, могут быть построены ассоциативные модели. При этом требуется провести кластеризацию «второго уровня» – для значений входов и предыдущих выходов моделей для каждого из кластеров

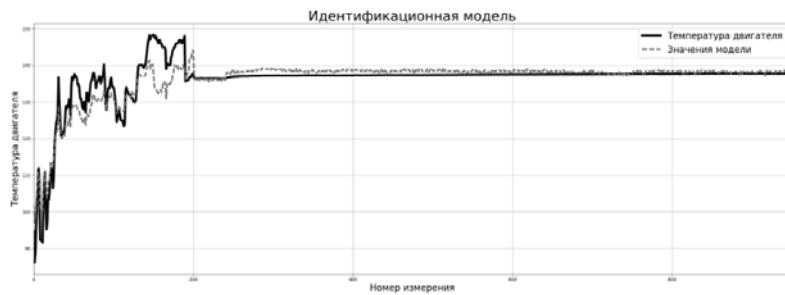


Рис. 2. Ассоциативная идентификационная модель

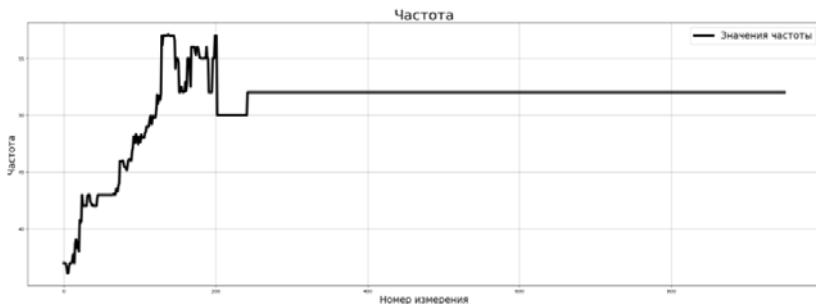


Рис. 3. Результаты мониторинга управления

«первого уровня», соответствующих всем сформированным структурам.

Алгоритм ассоциативного поиска позволяет автоматически формировать модели, соответствующие определенным режимам. Определяется, какой режим работы в данный момент наиболее вероятен, и формируется модель с такой структурой, которая наиболее адекватно его описывает. Важным условием работы является наличие достаточного количества данных для каждого режима, что позволит более корректно строить точечные модели.

Расчет проактивного управления для нефтяных скважин

В качестве примера ЦД, использующего точечные идентификационные модели, рассматривается задача проактивного управления процессом добычи вязкой нефти. Особенностью добываемой нефтесодержащей жидкости на объекте является ее высокая вязкость, что резко увеличивает нагрузку на выкачивающие насосы. Для того чтобы уменьшить вязкость, параллельно добывающей скважине бурят дополнительную нагнетательную скважину, куда закачивается водяной пар высокой температуры. Пар нагревает добываемую жидкость, что приводит к

уменьшению вязкости и упрощению добычи. При отдаче тепла пар конденсируется и смешивается с нефтесодержащей жидкостью, что уменьшает процент содержания нефти в жидкости. В то же время, из-за высокой температуры погружной электродвигатель может выйти из строя. Для формирования управления частотой погружного электродвигателя необходимо учитывать все вышеперечисленные факторы.

Разработано программное обеспечение предиктивного управления погружным электродвигателем насоса. Предиктивная модель, формируемая на основе алгоритма ассоциативного поиска, представлена на Рис. 2. На Рис. 3 отражены результаты мониторинга управления. Результат рекомендованного управления (значения частоты), рассчитанного посредством ЦД, представлен на Рис. 4.

Заключение

Предложен метод синтеза ЦД, представляющих собой идентификаторы в цепи обратной связи автоматической системы управления. При этом идентификатор формирует точечные, «Just-in-time learning (JITL)» ци фровые модели производственных процессов. Разработан метод формирования таких моделей на основе

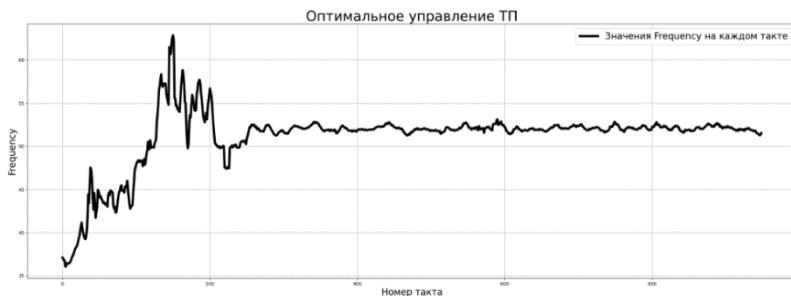


Рис. 4. Рекомендации по управлению на основе предиктивной модели

принципа «обучения по прецедентам». Принцип реализуется посредством алгоритмов ассоциативного поиска, основанного на использовании индуктивных знаний. Предложен подход к формированию ассоциативных моделей для различных режимов работы систем автоматического управления.

С помощью ЦД предложенного типа представляется перспективным синтезировать системы управления на основе цифровых локальных идентификационных моделей. Данный подход позволит формировать управляющие воздействия, оптимальные в прогнозируемой ситуации и в зависимости от точности модели.

Литература

1. Forbes, M.G., Patwardhan, R.S., Hamadah, H., and Gopaluni, B.R. (2015). Model Predictive Control in Industry: Challenges and Opportunities. *IFAC-PapersOnLine* 48-8: 531 – 538.
2. Цифровые двойники в высокотехнологичной промышленности: монография / под ред. А. И. Боровкова. – СПб.: Политех-Пресс, 2022. – 492 с.
3. Negri E., Fumagalli L., Macchi M. A Review of the Roles of Digital Twin in CPS based Production Systems // *Procedia Manufacturing*, 2017, vol. 11, pp. 939–948
4. В.М. Дозорцев. Цифровые двойники в промышленности: генезис, состав, терминология, технологии, платформы, перспективы. Часть 1. возникновение и становление цифровых двойников как существующие определения отражают содержание и функции цифровых двойников // Автоматизация в промышленности. 2020. № 9. С. 3-11.
5. Дозорцев В.М., Ицкович Э.Л., Кнеллер Д.В. Усовершенствованное управление технологическими процессами (APC): 10 лет в России // Автоматизация в промышленности. 2013. № 1. С. 12-19.
6. Heng A. et al. Rotating machinery prognostics: state of the art, challenges and opportunities // *Mechanical Systems and Signal Processing (MSSP)*, 2009. Vol. 23. pp. 724-739.
7. N. Bakhtadze, A. Chereshko, D. Elpashev, A. Suleykin, A. Purtov. Predictive associative models of processes and situations // *IFAC-PapersOnLine*, 2022. Vol. 55, No. 2, pp. 19–24.
- 14th IFAC Workshop on Intelligent Manufacturing Systems IMS 2022. Tel-Aviv, Israel, 28-30 March 2022.
8. N. Bakhtadze, E. Sakrutina. E.A. Information Identification Models in Variable Structure Control Systems // *International Journal of Control Systems and Robotics*. 2016. Vol. 1. pp. 37-43.
9. Wan Sieng Yeo, Agus Saptoro, Perumal Kumar, Manabu Kano. Just-in-time based soft sensors for process industries: A status report and recommendations // *Journal of Process Control*. Vol. 128, #8 2023, 103025. DOI <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2023.103025>
10. Stark R. Innovations in digital modelling for next generation manufacturing system design / R. Stark, S. Kind, S. Neumeyer // *CIRP Annals*. – 2017. – Vol. 66. – pp. 169–172.
11. I.D. Watson and F. Marir 1994 Case-based reasoning: A review *The Knowledge Engineering Review* vol. 9, num. 4, pp. 355-381.
12. Ramon López De Mántaras, David Mcsherry, Derek Bridge, David Leake, Barry Smyth, Susan Craw, Boi Faltings, Mary Lou Maher, Michael T. Cox, Kenneth Forbus, Mark Keane, Agnar Aamodt and Ian Watson 2005. Retrieval, reuse, revision, and retention in casebased reasoning. *The Knowledge Engineering Review* Vol. 20:3, 215–240. DOI: 10.1017/S026988906000646
13. Ali Louati, Sabeur Elkossantini, Saber Darmoul, Lamjed Ben Said 2016 A Case-Based Reasoning System to Control Traffic at Signalized Intersections. *IFAC-PapersOnLine* 49-5, pp. 149–154.
14. Rodrigo G. C. Rocha, Ryan R. Azevedo, Ygor Cesar Sousa, Eduardo de A. Tavares, Silvio Meira 2014 A case-based reasoning system to support the global software development 18th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems - KES2014. *Procedia Computer Science* 2014. №35. pp. 194 – 202.
15. T. Olsson, P. Funk 2012. Case-based reasoning combined with statistics for diagnostics and prognosis 25th International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering IOP Publishing. *Journal of Physics: Conference Series* 364 012061 DOI:10.1088/1742-6596/364/1/012061
16. L.E.Muñica, J. Vehi, J. Rodellar, P. Kolakowski 2005 A hybrid approach of knowledge-based reasoning for structural assessment Institute of physics publishing smart materials and structures, 14, pp.1554–1562, DOI:10.1088/0964-1726/14/6/048.
17. Y. Li, S.C.K. Shiu, S.K. Pal, J.N.K. Liu. 2006 A rough set-based case-based reasoner for text categorization *International Journal of Approximate Reasoning*, 41, pp. 229–255.

18. Gómez-Vallejo H.J., Uriel-Latorre B., Sande-Mejide M., Villamarín-Bello B., Pavón R., Fdez-Riverola F., Glez-Peña D. 2016 Case-based reasoning system for aiding detection and classification of nosocomial infections Decision Support Systems Vol. 84 pp. 104-116.
19. Douali, N.a , De Roo, J.b, Jaulent, M.-C.a 2012 Clinical Diagnosis Support System based on Case Based Fuzzy Cognitive Maps and Semantic Web 24th Medical Informatics in Europe Conference, MIE 2012; Pisa; Italy; 26 August 2012 through 29 August 2012 Volume 180, 2012, pp. 295-299.
20. López, B., Pous, C., Gay, P., Pla, A., Sanz, J., Brunet, J. 2011 EXIT CBR: A framework for case-based medical diagnosis development and experimentation Artificial Intelligence in Medicine Volume 51, Issue 2, pp. 81-91.
21. Sreeparna Banerjee, Amrita Roy Chowdhury 2015 Case Based Reasoning in the Detection of Retinal Abnormalities using Decision Trees Procedia Computer Science 46, pp. 402 – 408.
22. Mohamed M. Marzouk, Rasha M. Ahmed. 2011 A case-based reasoning approach for estimating the costs of pump station projects Journal of Advanced Research 2, pp. 289–295.
23. Naderpajouh, N. and Afshar, A. 2008 A case-based reasoning approach to application of value engineering methodology in the construction industry Construction Management and Economics № 26(4). Pp. 363–372.
24. Bakhtadze, N., Kulba, V., Lototsky, V., Maximov, E. Identification Methods Based on Associative Search Procedure. Control Cybernetics 2011, 2, 6–18.
25. Bakhtadze N.; Suleykin A. Industrial digital ecosystems: Predictive models and architecture development issues. Annual Reviews in Control, 2020, pp. 56-64.
26. Vapnik V. N. Estimation of Dependences Based on Empirical Data; Springer-Verlag: New York, US 1982. <https://link.springer.com/book/10.1007/0-387-34239-7>
27. Bakhtadze, N.; Sakrutina, E.; Jarko, E. Predictive Associative Search Models in Variable Structure Control Systems. WSEAS Transactions on Mathematics 2016, 15, 407-419, <https://wseas.com/journals/mathematics/2016/a765806-093.pdf>
28. Bakhtadze, N.; Chereshko, A.; Elpashev, D.; Suleykin, A.; Purtov, A. Predictive associative models of processes and situations. IFAC-PapersOnLine, 2022, 55(2), 19-24, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.04.163>
29. Natalia Bakhtadze and Igor Yadikin. Analysis and Prediction of Electric Power System's Stability Based on Virtual State Estimators. / Mathematics 2021, 9, 3194, <https://doi.org/10.3390/math9243194>.
30. N. Bakhtadze, A. Chereshko, D. Elpashev, I. Yadykin, R. Sabitov, G. Smirnova. Associative Model Predictive Control // IFAC-PapersOnLine · Volume 56, Issue 2, IFAC WC, Yokohama, 2023, Pages 7330-7334. Elsevier, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2023.10.346> <https://www.ipu.ru/node/75816>
31. N. Bakhtadze and V. Lototsky. Knowledge-Based Models of Nonlinear Systems Based on Inductive Learning / New Frontiers in Information and Production Systems Modeling and Analysis: Incentive Mechanisms, Competence Management, Knowledge-based Production. Heidelberg, Germany: Springer, 2016. pp. 85-104.
32. Moore, E. On the reciprocal of the general algebraic matrix. Bulletin of the American Mathematical Society: New York, US ,1920; Volume 26, pp. 394–395.
33. Penrose, R. A generalized inverse for matrices. Mathematical proceedings of the Cambridge Philosophical Society: Cambridge, Great Britain, 1955; 51, pp. 406–413.
34. N. Bakhtadze and V. Lototsky. Associative Search and Wavelet Analysis Techniques in System Identification // IFAC-PapersOnLine. 2012. Vol. 16, No. 1. pp. 1227-1232, <http://www.ifac-papersonline.net/Detailed/54839.html>.
35. Samotylova S.A., Torgashov A.Y. Developing a soft sensor for MTBE process based on a small sample // Automation and Remote Control. 2020. V. 81. No 11. P. 2132-2142.
36. Bonett D.G., Wright T.A. Sample Size Requirements for Estimating Pearson, Kendall and Spearman Correlations // Psychometrika. 2000. Vol. 65 (1). P. 23–28.

Бахтадзе Наталья Николаевна. ИПУ РАН, Москва, Россия. Главный научный сотрудник, доктор технических наук, профессор. Область научных интересов: идентификация систем управления, управление производством, управление технологическими процессами, интеллектуальный анализ данных. E-mail: sung7@yandex.ru

Елпашев Денис Владиславович. ИПУ РАН. Научный сотрудник. Область научных интересов: идентификация систем управления, управление производством, управление технологическими процессами. E-mail: den.elpshv@gmail.com

Коньков Артем Евгеньевич. ИПУ РАН. Научный сотрудник. Область научных интересов: идентификация и синтез систем управления, управление плазмой в токамаках, полунатурное моделирование цифровых систем. E-mail: konkov@physics.msu.ru

Кушнарев Владислав Николаевич. ИПУ РАН. Инженер. Область научных интересов: идентификация систем управления, управление производством, управление технологическими процессами. E-mail: grand_yarl@mail.ru

Мухтаров Кирилл Саидович ИПУ РАН. Младший научный сотрудник. Область научных интересов: идентификация и синтез систем управления, управление плазмой в токамаках, полунатурное моделирование цифровых систем. E-mail: kirill.muhtarov@mail.ru

Пуртов Алексей Владимирович. ПАО «КАМАЗ», Директор департамента, главный конструктор цифровых систем проектирования. Область научных интересов: идентификация систем управления, управление производством, управление технологическими процессами. E-mail: aleksey.v.purtov@gmail.com

Пятецкий Валерий Ефимович. Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС». Заведующий кафедрой, доктор технических наук. Область научных интересов: идентификация систем управления, управление производством, разработки информационных систем управления бизнес-процессами предприятия. E-mail: 7621496@gmail.com

Черешко Алексей Анатольевич. ИПУ РАН. Старший научный сотрудник, кандидат технических наук. Область научных интересов: идентификация систем управления, управление производством, управление технологическими процессами, интеллектуальный анализ данных. E-mail: chereshkoalex@gmail.com

Methods for Digital Twins Synthesis Based on Digital Identification Models of Production Processes

N. N. Bakhtadze¹, D. V. Elpashev¹, A. E. Konkov¹, V. N. Kushnarev¹, K. S. Mukhtarov¹, A. V. Purtov², V. E. Pyatetsky³, A. A. Chereshko¹

¹V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

²KAMAZ, Naberezhnye Chelny, Russia

³National University of Science and Technology "MISIS", Moscow, Russia

Abstract. The paper presents an approach to the development of a new digital twin type. It offers to use closed-loop identifiers for generating point identification models based on associative knowledge. Procedures for calculating control actions in the conditions of possible abrupt changes of process operation modes are described.

Keywords: digital twin, control system with identifier, digital predictive algorithm, associative search, inductive knowledge.

DOI 10.14357/20718632240410 EDN HKZTLN

References

1. Forbes, M.G., Patwardhan, R.S., Hamadah, H., and Gopaluni, B.R. (2015). Model Predictive Control in Industry: Challenges and Opportunities. IFAC-PapersOnLine 48–8: 531 – 538.
2. Digital twins in high-tech industry: monograph / edited by A. I. Borovkov. – St. Petersburg: Polytech-Press, 2022. – 492 p.
3. Negri E., Fumagalli L., Macchi M. A Review of the Roles of Digital Twin in CPS based Production Systems // Procedia Manufacturing. 2017, vol. 11, pp. 939–948.
4. V.M. Dozortsev. Digital twins in industry: genesis, structure, terminology, technologies, platforms, outlook. Part 1 – Origin and evolution of digital twins and how the present-day definitions reflect their matter and functionality // Automation in Industry. – 2020. № 9. pp. 3-11.
5. V.M. Dozortsev. E.L. Itskovich, D.V. Kneller. Advanced process control (APC): 10 years in Russia // Automation in industry. 2013, no. 1, pp. 12-19.
6. Heng A. et al. Rotating machinery prognostics: state of the art, challenges and opportunities // Mechanical Systems and Signal Processing (MSSP), 2009. Vol. 23. pp. 724-739.
7. N. Bakhtadze, A. Chereshko, D. Elpashev, A. Suleykin, A. Purtov. Predictive associative models of processes and situations // IFAC-PapersOnLine, 2022. Vol. 55, No. 2, pp. 19–24. 14th IFAC Workshop on Intelligent Manufacturing Systems IMS 2022. Tel-Aviv, Israel, 28-30 March 2022.
8. N. Bakhtadze, E. Sakrutina. E.A. Information Identification Models in Variable Structure Control Systems // International Journal of Control Systems and Robotics. 2016. Vol.1. pp. 37-43.
9. Wan Sieng Yeo, Agus Saptoro, Perumal Kumar, Manabu Kano. Just-in-time based soft sensors for process industries: A status report and recommendations // Journal of Process Control. Vol. 128, #8 2023, 103025. DOI <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2023.103025>
10. Stark R. Innovations in digital modelling for next generation manufacturing system design / R. Stark, S. Kind, S. Neumeyer // CIRP Annals. – 2017. – Vol. 66. – pp. 169–172.
11. I.D. Watson and F. Marir 1994 Case-based reasoning: A review The Knowledge Engineering Review vol. 9, num. 4, pp. 355-381.
12. Ramon López De Mántaras, David Mcsherry, Derek Bridge, David Leake, Barry Smyth, Susan Craw, Boi Faltings, Mary Lou Maher, Michael T. Cox, Kenneth Forbus, Mark Keane, Agnar Aamodt and Ian Watson 2005. Retrieval, reuse, revision, and retention in casebased reasoning. The Knowledge Engineering Review Vol. 20:3, 215–240. DOI: 10.1017/S0269888906000646
13. Ali Louati, Sabeur Elkossantini, Saber Darmoul, Lamjed Ben Said 2016 A Case-Based Reasoning System to Control Traffic at Signalized Intersections. IFAC-PapersOnLine 49-5, pp. 149–154.
14. Rodrigo G. C. Rocha, Ryan R. Azevedo, Ygor Cesar Sousa, Eduardo de A. Tavares, Silvio Meira 2014 A case-based reasoning system to support the global software development 18th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems - KES2014. Procedia Computer Science 2014. №35. pp. 194 – 202.
15. T. Olsson, P. Funk 2012. Case-based reasoning combined with statistics for diagnostics and prognosis 25th International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering IOP Publishing. Journal of Physics: Conference Series 364 012061 DOI:10.1088/1742-6596/364/1/012061
16. L.E.Mujica, J. Vehi, J. Rodellar, P. Kolakowski 2005 A hybrid approach of knowledge-based reasoning for structural assessment Institute of physics publishing smart materials and structures, 14, pp.1554–1562, DOI:10.1088/0964-1726/14/6/048.
17. Y. Li, S.C.K. Shiu, S.K. Pal, J.N.K. Liu. 2006 A rough set-based case-based reasoner for text categorization International Journal of Approximate Reasoning, 41, pp. 229–255.

18. Gómez-Vallejo H.J., Uriel-Latorre B., Sande-Mejide M., Villamarín-Bello B., Pavón R., Fdez-Riverola F., Glez-Peña D. 2016 Case-based reasoning system for aiding detection and classification of nosocomial infections Decision Support Systems Vol. 84 pp. 104-116.
19. Douali, N.a , De Roo, J.b, Jaulent, M.-C.a 2012 Clinical Diagnosis Support System based on Case Based Fuzzy Cognitive Maps and Semantic Web 24th Medical Informatics in Europe Conference, MIE 2012; Pisa; Italy; 26 August 2012 through 29 August 2012 Volume 180, 2012, pp. 295-299.
20. López, B., Pous, C., Gay, P., Pla, A., Sanz, J., Brunet, J. 2011 EXIT CBR: A framework for case-based medical diagnosis development and experimentation Artificial Intelligence in Medicine Volume 51, Issue 2, pp. 81-91.
21. Sreeparna Banerjee, Amrita Roy Chowdhury 2015 Case Based Reasoning in the Detection of Retinal Abnormalities using Decision Trees Procedia Computer Science 46, pp. 402 – 408.
22. Mohamed M. Marzouk, Rasha M. Ahmed. 2011 A case-based reasoning approach for estimating the costs of pump station projects Journal of Advanced Research 2, pp. 289–295.
23. Naderpajouh, N. and Afshar, A. 2008 A case-based reasoning approach to application of value engineering methodology in the construction industry Construction Management and Economics № 26(4). Pp. 363–372.
24. Bakhtadze, N., Kulba, V., Lototsky, V., Maximov, E. Identification Methods Based on Associative Search Procedure. Control Cybernetics 2011, 2, 6–18.
25. Bakhtadze N.; Suleykin A. Industrial digital ecosystems: Predictive models and architecture development issues. Annual Reviews in Control, 2020, pp. 56-64.
26. Vapnik V. N. Estimation of Dependences Based on Empirical Data; Springer-Verlag: New York, US 1982. <https://link.springer.com/book/10.1007/0-387-34239-7>
27. Bakhtadze, N.; Sakrutina, E.; Jarko, E. Predictive Associative Search Models in Variable Structure Control Systems. WSEAS Transactions on Mathematics 2016, 15, 407-419, <https://wseas.com/journals/mathematics/2016/a765806-093.pdf>
28. Bakhtadze, N.; Chereshko, A.; Elpashev, D.; Suleykin, A.; Purtov, A. Predictive associative models of processes and situations. IFAC-PapersOnLine, 2022, 55(2), 19-24, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.04.163>
29. Natalia Bakhtadze and Igor Yadikin. Analysis and Prediction of Electric Power System's Stability Based on Virtual State Estimators. / Mathematics 2021, 9, 3194, <https://doi.org/10.3390/math9243194>
30. N. Bakhtadze, A. Chereshko, D. Elpashev, I. Yadykin, R. Sabitov, G. Smirnova. Associative Model Predictive Control // IFAC-PapersOnLine · Volume 56, Issue 2, IFAC WC, Yokohama, 2023, Pages 7330-7334. Elsevier, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2023.10.346> <https://www.ipu.ru/node/75816>
31. N. Bakhtadze and V. Lototsky. Knowledge-Based Models of Nonlinear Systems Based on Inductive Learning / New Frontiers in Information and Production Systems Modeling and Analysis: Incentive Mechanisms, Competence Management, Knowledge-based Production. Heidelberg, Germany: Springer, 2016. pp. 85-104.
32. Moore, E. On the reciprocal of the general algebraic matrix. Bulletin of the American Mathematical Society: New York, US ,1920; Volume 26, pp. 394–395.
33. Penrose, R. A generalized inverse for matrices. Mathematical proceedings of the Cambridge Philosophical Society: Cambridge, Great Britain, 1955; 51, pp. 406–413.
34. N. Bakhtadze and V. Lototsky. Associative Search and Wavelet Analysis Techniques in System Identification // IFAC-PapersOnLine. 2012. Vol. 16, No. 1. pp. 1227-1232, <http://www.ifac-papersonline.net/Detailed/54839.html>.
35. Samotylova S.A., Torgashov A.Y. Developing a soft sensor for MTBE process based on a small sample // Automation and Remote Control. 2020. V. 81. No 11. P. 2132-2142.
36. Bonett D.G., Wright T.A. Sample Size Requirements for Estimating Pearson, Kendall and Spearman Correlations // Psychometrika. 2000. Vol. 65 (1). P. 23–28.

Bakhtadze Natalia Nikolaevna. Federal State-Funded Institution of Science V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences (ICS RAS), Moscow, Russia. Doctor of Engineering Sciences, Professor, Principal Researcher. Research interests: identification of control systems, production control, process control, data mining. E-mail: sung7@yandex.ru

Elpashev Denis Vladimirovich. ICS RAS, Researcher. Research interests: identification of control systems, production control, process control. E-mail: den.elpshv@gmail.com

Konkov Artem Evgenievich. ICS RAS, Researcher. Research interests: identification and synthesis of control systems, plasma control in Tokamak reactors, semi-scale simulation of digital systems. E-mail: konkov@physics.msu.ru

Kushnarev Vladislav Nikolaevich. ICS RAS, Engineer. Research interests: identification of control systems, production control, process control. E-mail: grand_yarl@mail.ru

Mukhtarov Kirill Saidovich. ICS RAS, Junior Researcher. Research interests: identification and synthesis of control systems, plasma control in Tokamak reactors, semi-scale simulation of digital systems. E-mail: kirill.muhtarov@mail.ru

Purtov Aleksey Vladimirovich. KAMAZ PJSC, Naberezhnye Chelny, Tatarstan, Russia. Department Director, Chief Designer of Digital Design Systems. Research interests: identification of control systems, production control, process control. E-mail: aleksey.v.purtov@gmail.com

Pyatetsky Valery Efimovich. MISIS National University of Science and Technology, Moscow, Russia. Doctor of Engineering Sciences, Head of Department, Business Informatics and Production Control Systems. Research interests: identification of control systems, production control, development of information systems for enterprise business management. E-mail: 7621496@gmail.com

Chereshko Aleksey Anatolievich. ICS RAS, Senior Researcher, Candidate of Engineering Sciences. Research interests: identification of control systems, production control, process control, data mining. E-mail: chereshkoalex@gmail.com