

Сценарное прогнозирование на основе цифровых смарт-моделей динамических процессов^{*}

Н. Н. Бахтадзе, А. А. Черешко, В. Н. Кушнарев

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

Аннотация. В статье представлены результаты исследований по разработке интеллектуальных предиктивных моделей динамических процессов в технических, промышленных, природных и социальных системах на несколько временных тактов вперед в условиях ограниченной неопределенности изменения параметров процесса. Для построения моделей используются алгоритмы идентификации, основанные на индуктивных знаниях – закономерностях, извлекаемых с помощью методов интеллектуального анализа из данных функционирования исследуемого процесса. При построении моделей формируются сценарии изменения состояния процессов в зависимости от потенциального изменения факторов. На основании сценариев осуществляется формирование рекомендуемых управляющих воздействий как для систем автоматического управления, так и для поддержки принятия решений.

Ключевые слова: динамические процессы, предиктивное on-line моделирование, идентификация, сценарное прогнозирование, ассоциативный поиск, индуктивные знания.

DOI 10.14357/20718632230308

Введение

Исследуется проблема предиктивного on-line моделирования динамических процессов различной природы, таких как технологические процессы в промышленном производстве и энергетике, характеристики систем навигации и управления движением, социальные, экономические, химические и биологические процессы, банковские и трейдинговые динамические показатели, и т.д. Под предиктивным моделированием динамического процесса понимают оценивание его будущего состояния на основе анализа текущего состояния и его возможного измене-

ния (тенденций) в результате воздействия внешних возмущений. Внешние возмущения могут быть измеряемыми и не измеряемыми (помехи), и могут представлять собой управляющие воздействия. Предиктивное моделирование представляет собой один из видов прогнозирования и может осуществляться для анализа, а также для принятия оптимального решения при управлении либо планировании. Распространенным является вероятностное описание возможного изменения состояния процесса.

Выделяют следующие основные типы прогнозов: *поисковые* (или [1] исследовательские, трендовые, генетические и т.п.) и *нормативные*

^{*} Исследование выполнено в рамках научной программы Национального центра физики и математики, направление № 9 «Искусственный интеллект и большие данные в технических, промышленных, природных и социальных системах» проекта № 19-19-00673 Российского научного фонда.

(программные, целевые). При поисковом прогнозировании определяется возможное (вероятное) состояние процесса в будущем без учета возможных факторов изменения текущих тенденций (как внешних, так и обусловленных динамикой процесса). Нормативное прогнозирование определяет способы и сроки достижения возможных состояний, декларируемых как целевые. При решении задач прогнозирования требуется определять ограничения и условия, при которых эти задачи будут иметь решение, в частности, каким будет горизонт прогнозирования, т.е. на какое количество шагов вперед прогноз будет иметь приемлемую точность.

К настоящему времени сформировались следующие методики прогнозирования [1]: экспертные оценки (expert judgment); экстраполирование (extrapolation - определение промежуточного значения между двумя известными значениями) и тренд-анализ; опережающие индикаторы (leading indicators); опросы (surveys); моделирование.

Экспертное оценивание является развитым направлением исследований, результаты которого активно применяются и сегодня, позволяющее получать эффективные результаты, особенно для трудно формализуемых задач. Для прогнозирования используются такие методы как: метод «интервью», метод «комиссий» («круглого стола»), метод аналитических докладных записок, метод «мозговых атак», метод Дельфи, и др.

В последнее время активно применяются комбинированные методы, использующие, наряду с экспертными, формализованные математические методы, такие как методы математической статистики и нечеткое моделирование. Наиболее популярными и часто используемыми моделями, особенно для исследования экономических процессов, являются модели временных рядов [1]. Для решения широкого класса задач используются рекуррентные модели, учитывающие изменение во времени динамических свойств временного ряда и значимость его членов. Для определенных классов задач эффективным оказывается применение знаний на основе морфологического исследования, построение «дерева целей», использование «контекстуального картографирования», метода Монте-Карло

(метода статистических испытаний) и других методов.

Большую популярность, особенно для исследования социально-экономических процессов, получил метод составления сценариев когда будущее состояние определяется на основе сопоставления (посредством экспертных методов, логико-продукционного анализа, нечетких моделей, и др.) нескольких вариантов, включая аварийные состояния и катастрофы. *Сценарий* может быть определен следующим образом (Т. Саати. К. Кернс, [2]): «В самом общем виде сценарий – это гипотетический исход, который определяется с помощью некоторых предположений о текущей и будущих тенденциях». При этом М. Линдгрен и Х. Бандхольд отмечали [3], что «сценарий не является прогнозом, то есть описанием сравнительно предсказуемого развития событий настоящего. Не является он и желаемым будущим. Сценарий – это тщательно продуманный ответ на вопрос: «Что случится предположительно?» или: «Что произойдет, если...?».

Целью настоящего исследования является не только предложение формальных методов составления сценариев на основе интеллектуального анализа данных (текущих и архивных), характеризующих состояние исследуемого процесса, но и прогнозирование динамики сценариев. Это предоставляет возможность выбирать ту или иную стратегию управления, в зависимости от определенных условий и критериев, например, минимизации рисков.

Ассоциативные цифровые идентификационные модели

Для сценарного прогнозирования состояния динамического процесса в настоящем исследовании применяется метод ассоциативного поиска - метод идентификации, основанный на технологии интеллектуального анализа исторических данных [4]. Эффективность метода 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, получивший название *ассоциативного поиска*, предполагает построение прогнозирующей линейной модели нелинейного динамического объекта в каждый момент времени заново с использованием наборов архивных данных («ассоциаций»). По сути, метод представляет собой формализацию процесса оценки состояния, осуществляемой экспертом либо лицом, принимающим решение, например, оператором технологической установки на промышленном предприятии. На основе имеющегося у данного лица эмпирического опыта либо знаний формируются ассоциации с аналогичными ситуациями, сохраняющимися в его памяти. 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 состоит в построении в каждый момент времени аппроксимирующей гиперповерхности пространства входных векторов и соответствующих им выходов. В отличие от традиционных идентификационных моделей динамического объекта с адаптивной настройкой во времени, в любой момент времени каждый раз создается новая, причем линейная, модель объекта, даже для нелинейных объектов. Для построения виртуальной модели, соответствующей определенному моменту времени, выбираются точки в многомерном пространстве входов, близкие к текущему входному вектору в соответствии с выбранным критерием. Далее решается система линейных алгебраических уравнений относительно неизвестных коэффициентов модели и прогнозируемого выхода. Для замкнутых систем смещение оценок компенсируется получением псевдо-решений с помощью процедур сингулярного разложения матриц системы и процедуры Мура – Пенроуза [5-6]. В предположении, что входные воздействия удовлетворяют условиям Гаусса-Маркова, оценки, получаемые в соответствии с методом наименьших квадратов, являются состоятельными, несмещенными статистически эффективными.

Кластеризация данных 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.

Метод ассоциативного поиска предоставляет конструктивное решение для нелинейных стационарных объектов. Однако динамика широкого класса динамических процессов может иметь некоторые выраженные особенности в определенные моменты времени. Изучены возможности [7] применения *вейвлет-анализа* в задачах идентификации, в частности, для построения прогнозирующих моделей методом ассоциативного поиска. Такой подход представляется актуальным в условиях нестационарности как для случая нестационарного входного сигнала, так и в случае немоделируемой динамики самого процесса. Вейвлет-анализ основан на применении специального линейного преобразования сигналов либо процессов для изучения интерпретируемых этими процессами реальных данных, характеризующих свойства динамики нестационарных процессов. Такое линейное преобразование осуществляется на основе специальных солитонно-подобных функций (вейвлетов), образующих ортонормированный базис в $L^2(R)$. Вейвлет-преобразование сигналов является обобщением спектрального анализа, например, по отношению к преобразованию Фурье. Применение процедуры ассоциативного поиска позволило успешно применить вейвлет-анализ не только для исследования динамики нестационарных объектов, но и для идентификации. Исследованы случаи нестационарной входной последовательности и некоторые классы объектов с не моделируемой внутренней динамикой [7].

Метод ассоциативного поиска

В [7] представлен подход к формированию поддержки принятия решения об управлении, основанный на динамическом моделировании процедуры ассоциативного поиска. Описаны результаты внедрения разработанных авторами алгоритмов ассоциативного поиска для идентификации технологических процессов химического и нефтеперерабатывающего производства, процессов управления в интеллектуальных

энергосетях (smart grids), процессов трейдинга, процессов транспортной логистики. Представлена постановка задачи моделирования выходного сигнала y 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:

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

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 текущего момента) не является классической регрессионной: для ее построения выбираются не все входные данные, хранящиеся в архиве, а лишь определенные входы, выбранные в соответствии с определенным критерием близости к текущему водному вектору.

Алгоритм идентификации состоит в построении в каждый момент времени новой аппроксимирующей гиперповерхности пространства входных векторов и соответствующих им одномерных выходов. Отбор близких к текущему векторов входов из архива («ассоциация») в простейшем случае предполагает принадлежность выбора очередного вектора из некоторой области в пространстве векторов, хранящихся в архиве. Соответственно, вводится определенная метрика (евклидово расстояние, манхэттенское расстояние, и т.д.). Далее, на основе метода наименьших квадратов (МНК) определяется значение выхода (моделируемого сигнала) в следующий момент времени.

Результаты обучения с использованием методов кластеризации позволяют получать результаты моделирования в реальном времени с существенно более высоким быстродействием, чем с помощью классического метода наименьших квадратов. Поэтому такую процедуру ассоциативного поиска можно назвать *смарт-методом наименьших квадратов*. Поскольку для

реальных технических объектов (например, технологических процессов в промышленном производстве, в энергетике, на фондовой бирже и т.д.) архивы технологических данных, как правило, имеют значительную глубину, метод позволяет получить эффективные прикладные результаты для широкого класса прикладных задач.

Прогнозирование состояния нестационарных процессов

Применение процедуры ассоциативного поиска позволило успешно применить вейвлет-анализ для идентификации нестационарных объектов. При этом критерий отбора «ассоциаций», т.е. близких в смысле выбранного критерия векторов входов из архива формулируется в виде ограничений на коэффициенты его кратно-масштабного вейвлет-разложения. Исследованы случаи нестационарной входной последовательности и некоторые классы объектов с не моделируемой внутренней динамикой [7].

Алгоритм ассоциативного поиска применяется для оценок коэффициентов кратно-масштабного вейвлет-разложения. В общем случае кратно-масштабное вейвлет-разложение входов и выходов системы может быть представлено следующим выражением. Для текущего вектора $x(t)$ для фиксированного уровня детализации L [7]:

$$x(t) = \sum_{k=1}^N c_{L,k}^x(t) \varphi_{L,k}(t) + \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^N d_{l,k}^x(t) \psi_{l,k}(t), \quad (2)$$

$$y(t) = \sum_{k=1}^N c_{L,k}^y(t) \varphi_{L,k}(t) + \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^N d_{l,k}^y(t) \psi_{l,k}(t),$$

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

$$\psi_{l,k}(t) = 2^{l/2} \psi_{\text{mother}}(2^l t - k) \quad (3)$$

В качестве материнских рассматриваются вейвлеты Хаара. l – уровень детализации; $c_{L,k}$ – масштабирующие коэффициенты, $d_{l,k}$ – детализирующие коэффициенты. Коэффициенты вычисляются с помощью алгоритма Малла [8].

Системы управления с ассоциативными прогнозирующими моделями

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

$$y(n+1) = \sum_{i=1}^N a_i y(n+1-i) + \sum_{j=1}^Q \sum_{i=1}^M b_{ij} x_j(n+1-i) + \sum_{i=2}^R c_i u(n+1-i) + u(n). \quad (4)$$

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:

$$|y| \leq Y, |u| \leq U, Y, U > 0. \quad (5)$$

Для системы управления было введено понятие расширенного вектора входов процесса:

$$\hat{x} = (\hat{x}_1, \hat{x}_2 \dots \hat{x}_C), \text{ где } C = MQ + N + R. \quad (6)$$

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.:

$$\begin{aligned} \{\hat{x}_1, \hat{x}_2 \dots \hat{x}_{MQ}\} &= \{x_1(n), x_1(n-1), \dots, x_1(n+1-M), \\ & x_2(n), x_2(n-1), \dots, x_Q(n+1-M)\} \\ \{\hat{x}_{MQ+1}, \hat{x}_{MQ+2} \dots \hat{x}_{MQ+R}\} &= \\ &= \{u(n), u(n-1), \dots, u(n+1-R)\}; \\ \{\hat{x}_{MQ+R+1}, \hat{x}_{MQ+R+2} \dots \hat{x}_{MQ+R+N}\} &= \\ &= \{y(n), y(n-1), \dots, u(n+1-N)\}. \end{aligned} \quad (7)$$

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

$$y(n+1) = \sum_{i=1}^C \alpha_i \hat{x}_i, \quad (8)$$

где:

$$\begin{aligned} \{\alpha_1, \alpha_2 \dots \alpha_{MQ}\} &= \{b_{ij}\}, \quad i \in [1, M]; j \in [1, Q]; \\ \{\alpha_{MQ+1}, \alpha_{MQ+2} \dots \alpha_{MQ+R}\} &= \{c_i\}, \quad i \in [1, R]; \\ \{\alpha_{MQ+R+1}, \alpha_{MQ+R+2} \dots \alpha_{MQ+R+N}\} &= \{a_i\}, \quad i \in [1, N]. \end{aligned} \quad (9)$$

Алгоритм ассоциативного поиска предусматривает для построения модели (4) 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.:

$$\hat{x}_{search} = (\hat{x}_1, \hat{x}_2 \dots \hat{x}_L), \text{ где } L = MQ + R. \quad (10)$$

В качестве критериев близости могут быть выбраны, например, евклидово расстояние, манхэттенское расстояние и т.д.

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, выглядит реалистичным предположением. Для нахождения коэффициентов α_i модели (4) необходимо решить систему линейных алгебраических уравнений вида:

$$\hat{X} \alpha = \hat{y}, \quad (11)$$

где $\hat{y}$ представляет собой выход системы на следующем такте для отобранных расширенных векторов входов исследуемого процесса. В общем случае решение (11) можно выразить в виде:

$$\alpha = \hat{X}^+ \hat{y}, \hat{X}^+ = (\hat{X}^* \hat{X})^{-1} \hat{X}^*, \quad (12)$$

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

При условии наличия больших объемов архивных данных (что характерно, например, для современных систем управления технологическими процессами в промышленности и электроэнергетике) можно предположить, что в базе знаний найдется достаточное количество наборов входов-выходов-управлений так, чтобы поставленная задача имела решения.

Прогнозирование выхода на несколько тактов вперед

Предлагается метод сценарного прогнозирования для систем управления в предположении существования достаточного объема данных для обучения системы, позволяющего посредством решения соответствующей системы линейных алгебраических уравнений определить не только коэффициенты модели, но и значения управляющего воздействия, предоставляющие возможность в последующие p моментов времени получить значения выхода $y^m(n)$, соответствующие определенному значению критерия оптимальности.

Так, для $p = 2$ ассоциативная модель будет иметь вид:

$$y^m(n+2) = \sum_{i=1}^{N-1} a_i y(n+1-i) + y^m(n+1) + \sum_{j=1}^Q \sum_{i=1}^M b_{ij} x_j(n+2-i) + \sum_{i=3}^R c_i u(n+2-i) + u^m(n) + u^m(n+1), \quad (13)$$

$$y(n+1) \leq Y, y(n+2) \leq Y,$$

$$u(n) \leq U, u(n+1) \leq U. \quad (14)$$

Требуется определить управляющие воздействия, которые соответствуют достижению определенного заданного («нормативного»), например, экстремального значения критерия:

$$y^m(n) = \max_{|y| \leq Y} y(n), |y| \leq Y. \quad (15)$$

В этом случае делается подстановка в (13) желаемого (оптимального, «нормативного») значения $\hat{y} = y^m$. Псевдорешения системы уравнений (значения коэффициентов актуальной модели и значение управляющего воздействия в момент n) будут иметь вид:

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

Задача сценарного прогнозирования может формулироваться иначе. Например, нормативное значение (15) заменяется на требование достижения оптимума только в момент $n+p$, а для моментов $n+1, n+2, \dots, n+p-1$ требуется лишь удовлетворение ограничениям (5).

Еще один тип сценария предполагает требование к управляющим воздействиям в моменты $n+1, n+2, \dots, n+p-1$ обеспечить определенную динамику системы. В частности, значения выходов $y(n+1), y(n+2), \dots, y(n+p-1)$ должны

соответствовать своим специальным критериям. В простейшем случае эти критерии совпадают с ограничениями (15).

В случае, когда оптимальное решение, удовлетворяющее ограничениям (5), не существует, для широкого класса практических задач может оказаться удовлетворительным робастное решение [9].

Сценарное прогнозирование для нестационарных систем управления

Для моделирования сценариев управления в нестационарном случае разработан алгоритм ассоциативного поиска получения оценок коэффициентов кратномасштабного вейвлет-разложения для расширенных векторов входов. Введем обозначение для коэффициентов кратко-масштабного вейвлет-разложения расширенного вектора входов:

$$C = [c_1, \dots, c_K], \quad D = [d_1, \dots, d_L]. \quad (16)$$

Набор из пар коэффициентов всех компонент расширенного вектора входов, представленный в виде вектора

$$W = [c_1, c_2, \dots, c_K, d_1, d_2, \dots, d_L] = [w_1, \dots, w_{K+L}], \quad (17)$$

используется в качестве расширенного вектора входов.

Динамические сценарии

Для некоторых практических задач бывает важно обеспечить не только определенное значение состояния системы в последующие моменты времени, но и гарантировать получение определенных последовательностей этих состояний. Например, для эффективного управления доменным процессом требуется осуществлять в режиме реального времени прогнозирование эволюции технологической ситуации, и только определенный характер динамики последовательности нескольких состояний подряд может свидетельствовать о неблагоприятном ходе процесса и даже угрозе нештатных ситуаций.

Для прогнозирования фрагментов последовательности состояний предлагается следующий алгоритм. Рассмотрим функционирование системы в моменты: t_1, t_2, t_3 . Для простоты будем

рассматривать систему с одномерным входом $x(t)$ и одним фактором (признаком, по которому осуществляется кластеризация), с последующим обобщением. Процедура кластеризации для этих моментов времени определила принадлежность значений $x(t_1), x(t_2), x(t_3)$ к соответствующим кластерам Q (скажем, одному из пяти возможных).

$x_1 = x(t_1)$	$x_2 = x(t_2)$	$x_3 = x(t_3)$
$x_1 \in Q_{i1}$	$x_2 \in Q_{j2}$	$x_3 \in Q_{m3}$
$i \in \{1, \dots, 5\}$	$j \in \{1, \dots, 5\}$	$m \in \{1, \dots, 5\}$

Введем сквозную нумерацию кластеров и проведем переобозначения:

$$Q_{i1} = \hat{Q}_1, \dots, Q_{i5} = \hat{Q}_5, Q_{j1} = \hat{Q}_6, \dots, Q_{i10} = \hat{Q}_5, \\ Q_{m1} = \hat{Q}_{11}, \dots, Q_{m5} = \hat{Q}_{15}. \quad (18)$$

Далее на большом интервале времени $t_1, t_2, \dots, t_N$, $N > 6$ можно пронумеровать цепочки моментов времени:

$$z_1 = \{t_1, t_2, t_3\}, z_2 = \{t_2, t_3, t_4\}, \dots, z_l = \\ = \{t_l, t_{l+1}, t_{l+2}\}, \dots, z_{N-2} = \{t_{N-2}, t_{N-1}, t_N\}, \quad (19)$$

а также пронумеровать цепочки кластеров, соответствующие этим временным интервалам:

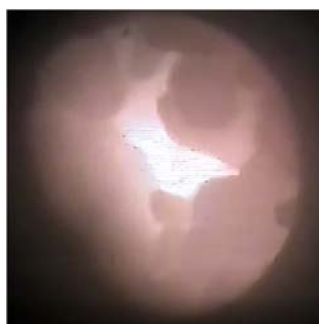
$$\hat{Q}_1 = \{\hat{Q}_1 \hat{Q}_1 \hat{Q}_1\}; \hat{Q}_2 = \{\hat{Q}_1 \hat{Q}_1 \hat{Q}_2\}; \dots \quad (20)$$

Тогда получим задачу поиска ассоциаций для текущей цепочки времени $z^* = \{t_1^*, t_1^* - 1, t_1^* - 2\}$, таких, что $\hat{Q}^* = \hat{Q}_l$. Далее задача решается в соответствии с методом ассоциативного поиска, описанным выше. В системах управления задача

моделирования сценариев для фрагментов выходной последовательности решается для расширенного вектора входов (6).

Пример: исследование динамики доменного процесса на основе анализа фрагментов потока кадров с видеокамер на фурмах доменной печи

Для анализа и прогнозирования исследовался поток видеок кадров с видеокамер, расположенных на фурмах доменной печи. Цифровой портрет динамики исследуемого технологического процесса достаточно хорошо может быть разделен на сцены – по характеру происходящих изменений, которые фиксируются видеокамерой. Отдельным сценам ставятся в соответствие $(K + L)$ -мерные области в пространстве вейвлет-отпечатков. Изменение сцены эквивалентно смещению значений вейвлет-отпечатков в фазовом пространстве. Таким образом, может быть осуществлена локализация вейвлет-отпечатков в зависимости от технологического состояния. Именно изменение ситуации за несколько тактов, а не состояние в текущий момент, может служить предвестником нештатной либо аварийной ситуации из сформированного реестра. Также могут быть выявлены нестандартные, не известные ранее ситуации. На Рис. 1 приведен фрагмент видеопотока с видеокамер, установленных на фурмах доменной печи.



Очень быстрое движение средних и крупных фрагментов с большим перепадом контрастности изображения.



Быстрое движение крупных и средних фрагментов средней интенсивности с малым перепадом контрастности



Движение средних фрагментов средней скорости с малым перепадом контрастности изображения

Рис. 1. Динамика процесса

Сопоставление последовательности результатов анализа данной последовательности видеок кадров с реестром описания нештатных ситуаций не прогнозирует аномалии.

Заключение

Представлены методы ассоциативного сценарного прогнозирования на основе интеллектуального анализа данных и машинного обучения. Результаты применения разработанных методов позволяют повысить эффективность как исследования динамических процессов различной природы, так и синтеза разнообразных систем управления и поддержки принятия решений.

Разработан алгоритм управления с предиктивными ассоциативными цифровыми моделями для случая, когда требуется определить управляющие воздействия, соответствующие достижению экстремального значения критерия оптимальности, не ограничиваясь условиями робастности.

Представлен алгоритм сценарного прогнозирования эволюции производственных ситуаций. Для нестационарных систем построены алгоритмы сценарного прогнозирования на основе применения вейвлет-анализа.

Литература

1. Castle, J.L., Clements, M.P. & Hendry, D.F. An Overview of Forecasting Facing Breaks // *J Bus Cycle Res* – 2016. – 12. С. 3–23. <https://doi.org/10.1007/s41549-016-0005-2>
2. Саати Т., Кернс К. Аналитическое планирование. Организация систем. – М.: Радио и связь, 1991. – 224 с.
3. Lindgren, M., Bandhold, H. Scenario Planning: An Introductory Overview. // In: *Scenario Planning*. Palgrave Macmillan, London. – 2009. https://doi.org/10.1057/9780230233584_3
4. Bakhtadze, N., Lototsky, V., Vlasov, S., Sakrutina, E. Associative Search and Wavelet Analysis Techniques in System Identification // *Proceedings of the 16th IFAC Symposium on System Identification*, – 2012. – P.1227–1232.
5. Moore E. On the reciprocal of the general algebraic matrix // *Bulletin of the American Mathematical Society*. – 1920; 26. – P. 394–395.
6. Penrose R. A generalized inverse for matrices // *Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*. – 1955. – 51. – P. 406–413.
7. Bakhtadze N., Lototsky V. Knowledge-Based Models of Nonlinear Systems Based on Inductive Learning. – In: *New Frontiers in Information and Production Systems Modeling and Analysis Incentive Mechanisms, Competence Management, Knowledge-based Production*. — Springer, Heidelberg. – 2016. – P. 85–104.
8. Mallat, S.G. Wavelet Tour of Signal Processing. – Academic Press, San Diego, CA (Barlaud, M. (Ed.)). – 1999. – 635 p.
9. Черешко А.А., Титкина М.С. Применение алгоритмов ассоциативного поиска в системах управления с прогнозирующей моделью // *Автоматизация в промышленности*. – 2022. – 6. С. 58–62.

Бахтадзе Наталья Николаевна. Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова Российской академии наук» (ИПУ РАН), Москва, Россия. Доктор технических наук, главный научный сотрудник. Область научных интересов: идентификация систем управления, управление производством, управление технологическими процессами, интеллектуальный анализ данных. E-mail: sung7@yandex.ru

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

Кушнарев Владислав Николаевич. ИПУ РАН, инженер. Научные интересы: идентификация систем управления, управление производством, управление технологическими процессами. E-mail: grand_yarl@mail.ru

Scenario Forecasting Based on Digital Smart Models of Dynamic Processes

N. N. Bakhtadze, A. A. Cheresenko, V. N. Kushnarev

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

Abstract. The article presents the results of research on the development of intelligent predictive models of dynamic processes in technical, industrial, natural and social systems for several time cycles ahead in conditions of limited uncertainty in changing process parameters. To build models, identification

algorithms based on inductive knowledge are used, that is regularities extracted with the help of intellectual analysis methods from the data of the functioning of the process under study. When building models, scenarios for changing the state of processes are formed depending on the potential change in factors. Based on the scenarios, the formation of recommended control actions is carried out, both for automatic control systems and for decision support.

Keywords: dynamic processes, identification, scenario forecasting, associative search, inductive knowledge.

DOI 10.14357/20718632230308

References

1. Castle, J.L., Clements, M.P. & Hendry, D.F. An Overview of Forecasting Facing Breaks // *J Bus Cycle Res* – 2016. – 12. С. 3–23. <https://doi.org/10.1007/s41549-016-0005-2>
2. Саати Т., Кернс К. Аналитическое планирование. Организация систем. – М.: Радио и связь, 1991. – 224 с.
3. Lindgren, M., Bandhold, H. Scenario Planning: An Introductory Overview. // In: *Scenario Planning*. Palgrave Macmillan, London. – 2009. https://doi.org/10.1057/9780230233584_3
4. Bakhtadze, N., Lototsky, V., Vlasov, S., Sakrutina, E. Associative Search and Wavelet Analysis Techniques in System Identification // *Proceedings of the 16th IFAC Symposium on System Identification*, – 2012. – P.1227–1232.
5. Moore E. On the reciprocal of the general algebraic matrix // *Bulletin of the American Mathematical Society*. – 1920; 26. – P. 394–395.
6. Penrose R. A generalized inverse for matrices // *Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*. – 1955. – 51. – P. 406–413.
7. Bakhtadze N., Lototsky V. Knowledge-Based Models of Nonlinear Systems Based on Inductive Learning. – In: *New Frontiers in Information and Production Systems Modeling and Analysis Incentive Mechanisms, Competence Management, Knowledge-based Production*. — Springer, Heidelberg. – 016. – P. 85–104.
8. Mallat, S.G. *Wavelet Tour of Signal Processing*. – Academic Press, San Diego, CA (Barlaud, M. (Ed.)). – 1999. – 635 p.
9. Черешко А.А., Титкина М.С. Применение алгоритмов ассоциативного поиска в системах управления с прогнозирующей моделью // *Автоматизация в промышленности*. – 2022. – 6. С. 58–62.

Bakhtadze Natalia N. PhD, Professor, Head of laboratory. V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia. 165, Profsovnay str., Moscow, 117997, Russia. E-mail: sung7@yandex.ru

Chereshko Alexey A. V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia. 165, Profsovnay str., Moscow, 117997, Russia. Research interests: identification of control systems, production management, process control, data mining. E-mail: chereshkoalex@gmail.com

Kushnarev Vladislav N. V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia. 165, Profsovnay str., Moscow, 117997. Research interests: identification of control systems, process control. E-mail: grand_yarl@mail.ru