

Управление в технических системах

© 2023 г. С.М. КОВАЛЁВ, д-р техн. наук (ksm@rfniias.ru),
А.В. СУХАНОВ, канд. техн. наук (a.suhanov@rfniias.ru),
И.А. ОЛЬГЕЙЗЕР, канд. техн. наук (iohan@rfniias.ru)
(Ростовский филиал АО «НИИАС»;
Ростовский государственный университет путей сообщения),
К.И. КОРНИЕНКО, канд. техн. наук (k.kornienko@vniias.ru)
(Ростовский филиал АО «НИИАС»;
Петербургский государственный университет
путей сообщения Императора Александра I)

ИДЕНТИФИКАЦИЯ КРИТИЧЕСКИХ СОСТОЯНИЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ

В статье предлагается предиктивный подход к оценке особых классов опасных состояний в развитии технологических процессов с целью принятия упреждающих решений. В основе разрабатываемого подхода лежит гибридная модель, основанная на объединении доказательного классификатора, нечеткой логики и вероятностной схемы комбинирования свидетельств Демпстера–Шафера. В статье представлено формальное описание предиктора критических состояний технологического процесса. Полученный подход универсален и применим при автоматизации любых сложных технических систем. В качестве примера в данной статье было рассмотрено применение разработанного подхода для решения задачи оценки безопасности технологического процесса расформирования составов на сортировочной горке. Представленный пример показывает высокую эффективность и практическую полезность разработанного подхода.

Ключевые слова: сложная технологическая ситуация, предиктивная аналитика, сортировочная горка, нечеткая логика, доказательный классификатор.

DOI: 10.31857/S0005231023040074, EDN: QIGFPH

1. Введение

Оценка состояния сложных технических систем (СТС) не теряет актуальности уже многие годы [1, 2]. Рост степени сложности СТС требует развития известных и разработки новых методов обеспечения надежности СТС [3]. Так как сложные системы характеризуются нелинейностью, большим объемом элементов, стохастичностью, слабой структурированностью формализации и др. [4], их работу невозможно смоделировать жесткими алгоритмами,

широко применяемыми для выявления закономерностей в доступных наблюдениях реализациях случайного процесса, сопровождающего анализируемую систему, с целью мониторинга и управления [1]. Наиболее сложной является задача прогнозирования целевых (имеющих интерес в конкретной области) ситуаций, нежели изменений контролируемых параметров. Целевыми могут быть ситуации достижения некоторого эффекта, профита или обратные им — опасные (нештатные, критические) ситуации.

В настоящей статье рассматривается задача оценки появления целевых критических ситуаций, среди которых сбои, отказы и крушения СТС. Решение этой задачи является первоочередным при выполнении возрастающих с каждым годом требований безопасности, предъявляемых при автоматизации СТС [5], так как благодаря своевременному обнаружению критических ситуаций создается возможность сохранения работоспособного состояния СТС и устранения причин их появления.

Для решения поставленной задачи предлагается новый подход к идентификации критических состояний технологических процессов (ТП), сопровождающих поведение СТС. Подход основан на гибридной модели, объединяющей вероятностную модель доказательного классификатора и логико-лингвистическую модель в виде нечетких продукционных правил.

В последующих главах описана формальная постановка задачи идентификации критических состояний технологических процессов, представлено описание разработанного подхода и рассмотрен конкретный пример приложения предлагаемых решений для обеспечения безопасности движения вагонов на сортировочной железнодорожной станции.

2. Постановка задачи

Основная задача предиктивного анализа ТП — получение знаний о состояниях ТП и его поведении в виде описаний, согласованных со знаниями специалистов-экспертов. В настоящей статье речь пойдет о разработке нового класса предиктивных моделей, предназначенных для анализа ТП, с целью их использования для прогнозирования критических состояний или штатных технологических ситуаций, возникающих в процессе развития ТП.

Под *нештатной технологической ситуацией* (НТС) понимается ситуация, связанная с появлением сбоев или существенных отклонений в развитии ТП и требующая принятия корректирующих решений по нормализации ТП. В основу разрабатываемого предиктивного подхода к анализу ТП положена идея обнаружения в контролируемом процессе особых типов событий-предвестников НТС, представленных соответствующими описаниями в модели ТП.

В качестве модели ТП выступает многомерный временной ряд (МВР):

$$S = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T)$$

характеризующий изменение ключевых параметров ТП, представленных множеством векторно-числовых значений $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^L$ ($t = 1, \dots, T$) на временном отрезке $[1, T]$. Временной ряд значений $\{x_{it} \in R | t = 1, \dots, T\}$ для i -го параметра в МВР образуют i -е измерение или i -ю компоненту МВР.

События-предвестники НТС образуют особый класс предикторных событий в развитии ТП.

На содержательном, неформальном уровне задача заключается в разработке подхода к обнаружению во временном ряду числовых данных, описывающих поведение технологического процесса, предикторных событий-паттернов, являющихся предвестниками нештатных технологических ситуаций в контролируемом процессе.

Уточним условия задачи. Прежде всего отметим, что существует достаточно большое число эмпирически подтвержденных фактов существования предикторных событий в областях экологического мониторинга, адаптивного управления, диагностирования состояний технологических и производственных процессов и др. [1, 6–8]. Анализ особенностей поведения МВР в преддверии НТС показал, что описание предикторных событий и их связь с НТС имеет слабо формализованный характер и может быть представлена экспертами в виде лингвистических описаний [7]. В частности, установлено, что в преддверии бифуркаций в нелинейных динамических системах наблюдается возникновение особого характера параметрических колебаний эволюционирующей модели, что является ключевым признаком ее перехода в новое, в том числе и критическое состояние, к которым относится НТС [8]. В рассматриваемой авторами предметной области железнодорожных перевозок специалистами также выявлены факты существования причинной связи между НТС и предикторными событиями, которые могут быть также представлены экспертами в виде нечетко-лингвистических описаний [7]. Другая особенность идентификации предикторных событий — необходимость использования эволюционирующих адаптивных моделей для порождения моделирующего МВР, поскольку адаптация модели в ходе развития ТП позволяет выявлять особенности ее поведения в преддверии НТС.

Таким образом, с учетом сказанного можно сформулировать ряд ограничений, накладываемых на разрабатываемую предикторную модель. Во-первых, нечеткость описания предикторных событий и нечетко-определенный характер их связи с НТС обуславливают необходимость использования класса нечетко-логических моделей, способных оперировать нечеткими и лингвистическими описаниями при обработке МВР. Во-вторых, нечеткая модель должна быть адаптируемой к поступающим на ее вход данным с целью порождения динамики моделируемого ТП и выявления предикторных паттернов. И, в-третьих, предикторная модель должна включать стохастический компонент для получения вероятностных оценок обнаружения предикторных событий. Исходя из сказанного, решаемая задача сводится к:

Разработке гибридной логико-лингвистической модели, включающей нечетко-логический и вероятностный компонент, способной для заданного класса ТП, представленных в виде МВР S , и класса НТС, представленных в виде лингвистических описаний или целевых значений признаков $x_t \in \mathbb{R}^L$, идентифицировать в S предикторные события с известной степенью вероятности.

В приведенной формулировке ряд моментов нуждаются в дальнейшем уточнении, которые будут даны в последующих разделах.

3. Общий подход к предиктивному анализу технологического процесса

В основу разрабатываемого предиктивного подхода к анализу ТП положена идея обнаружения в контролируемом процессе особых типов предикторных событий, предшествующих появлению НТС и представленных соответствующими описаниями в модели ТП. В качестве модели ТП выступает многомерный временной ряд, характеризующий изменение ключевых параметров ТП во времени.

При разработке предиктивной модели авторы исходят из базового предположения о наличии прямой зависимости между вероятностями появления НТС и оценками сложности технологических ситуаций, обуславливающих данные состояния. Такое предположение основано на мнении экспертов-технологов о том, что в более сложной ситуации сложнее выбрать эффективное решение, а значит, возрастает вероятность принятия неэффективных или даже ошибочных решений, приводящих впоследствии к существенным нарушениям в развитии технологического процесса и НТС.

Зависимость критических состояний ТП от сложности ТС позволяет подойти к оценке и прогнозированию состояний контролируемого процесса через оценивание сложности соответствующих ТС. Для реализации такого подхода необходимо располагать способом оценки сложности ТС на основе анализа особенностей их представления в МВР.

Поскольку понятие “сложность”, как одно из свойств анализируемого объекта, является слабоформализуемым, для его представления авторы используют гибридную модель, объединяющую доказательный классификатор, предназначенный для получения вероятностных оценок гипотез состояния, и системы нечетких правил, предназначенных для оценки параметров вероятностных уравнений в доказательных классификаторах на основе анализа лингвистических значений признаков в описании ТС. Такую модель можно именовать классификационной логико-лингвистической моделью (КЛМ).

Основу КЛМ составляют доказательный классификатор [9], базирующийся на объединении модели лог-регрессии [10] и общей схемы комбинирования свидетельств Демпстера–Шафера [11].

4. Модель доказательного классификатора

В основе доказательного классификатора лежит классификационная модель на базе логистической регрессии (лог-модель). Лог-модель предназначена для решения задач классификации I -мерных векторов-признаков $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_I)$ по K классам $Q = \{q_1, \dots, q_K\}$ на основе анализа уравнений линейной регрессии (лог-регрессионных уравнений) $w_k = \alpha_k \mathbf{x} + \beta_k$, сопоставленных классам $q_k \in Q$ и переменным $\mathbf{x}$. Для случая двух классов $Q = \{q_1, q_2\}$ имеет место бинарная модель логистической регрессии. Вероятности гипотез классовой принадлежности на основе лог-модели определяются через аффинные функции от $\mathbf{x}$ с использованием выражения:

$$P_k(\mathbf{x}) = \frac{\exp(\boldsymbol{\alpha}_k^T \mathbf{x} + \beta_k)}{\sum_{l=1}^K \exp(\boldsymbol{\alpha}_l^T \mathbf{x} + \beta_l)}.$$

Классификатор на основе лог-модели является адаптивной моделью, параметры которой определяются на основе обучения с использованием экспериментальных данных. Для заданного обучающего множества примеров $\{(\mathbf{x}_t, q_t)\}_{t=1}^n$ параметры $\boldsymbol{\alpha}_k$ и β_k оцениваются путем максимизации критерия условного логарифмического правдоподобия:

$$(1) \quad \sum_{t=1}^n \sum_{k=1}^K \left[\delta_{q(\mathbf{x}_t)}^k \ln P_k(\mathbf{x}_t) + \left(1 - \delta_{q(\mathbf{x}_t)}^k\right) \ln (1 - P_k(\mathbf{x}_t)) \right],$$

где $q(\mathbf{x}_t)$ — номер класса принадлежности для $\mathbf{x}_t$; $\delta_{q(\mathbf{x}_t)}^k$ — символ Кронекера.

Модель доказательного классификатора основана на объединении выше рассмотренной классической лог-модели и методологии комбинирования свидетельств Демпстера–Шафера (DS-правила/схемы). В данной модели предполагается, что входящие в вектор $\mathbf{x}$ числовые признаки $x_i \in \mathbf{x}$ выступают в качестве независимых свидетельств в пользу той или иной гипотезы классовой принадлежности $q_k \in Q$. Поэтому, в отличие от классической лог-модели, в доказательном классификаторе уравнение линейной регрессии $w_{ik} = \beta_{ik} x_i + \beta_{0k}$ формируется отдельно для каждой переменной-признака $x_i \in \mathbf{x}$ и класса $q_k \in Q$, и характеризует условную вероятность $P(q_k | x_i)$ (частную вероятность) принадлежности вектора $\mathbf{x}$ классу q_k при данном значении признака x_i . Частные вероятности вычисляются для каждой переменной x_i и класса q_k следующим образом:

$$(2) \quad P(q_k | x_i) = \frac{1}{1 + \exp(-(\alpha_{ki} x_i + \beta_k))}.$$

Вычисленные на основании (1) вероятности интерпретируются в доказательном классификаторе в качестве вероятностных масс $m_i^k(x_i)$ гипотез классовой принадлежности, которые объединяются на основе DS-правила

R_{DS} комбинирования свидетельств $R_{DS} : \bigcup_{i=1}^I m_k^i(x_i) \longrightarrow m_k^{\bigcup}(\mathbf{x})$. В результате получаются итоговые (безусловные) вероятностные массы $m_k^{\bigcup}(\mathbf{x})$ гипотез классовой принадлежности, интерпретируемые в качестве вероятностей классов $P(q_k|\mathbf{x})$. Детально модель доказательного классификатора описана в [10].

Недостатками классической модели доказательного классификатора являются ограниченность ее применения для распознавания классов в пространстве взаимозависимых признаков и невозможность описывать сложные, вычурные области в признаковом пространстве.

Например, в одной из моделей управления вагонным замедлителем зависимость между сложностью ТС и скоростью отцепа V_n описывается линейной регрессией, а именно, при увеличении скорости V_i сложность ТС возрастает. Однако на характер этой зависимости влияет не только скорость V_n данного n -го отцепа, но также и величина V_{n-1} скорости следующего за ним отцепа, которая может изменить эту зависимость на противоположную. А именно, при малом значении V_n сложность ТС также начнет возрастать, но уже с уменьшением V_n из-за возможности нагона n -го отцепа следующим за ним $(n - 1)$ -м отцепом.

Для снятия данных ограничений ниже рассматривается гибридная модель логико-лингвистического классификатора (КЛМ), свободная от указанных недостатков.

5. Классификационная логико-лингвистическая модель

Главным компонентом гибридной КЛМ является новый тип нечеткой модели Такаги-Сугено (TS-модель), включающей продукционные правила вида:

$$R_{ik}^j : IF \left(x_1 = \mu_1^j \right) AND \dots AND IF \left(x_I = \mu_I^j \right) THEN w_{ik}^j = \alpha_{ik}^j x_i + \beta_{ik}^j,$$

где $j \in [1, J]$ — номер правила; $i \in [1, I]$ — номер переменной; $k \in [1, K]$ — номер класса; μ_i^j — функция принадлежности (ФП) нечеткого термина для i -й переменной в j -м правиле; α_{ik}^j и β_{ik}^j — параметры уравнения лог-регрессии.

Формализованным представлением нечеткого правила является выражение:

$$(3) \quad R_{ik}^j : \bigwedge_{i=1}^I \mu_i^j(x_i) \Rightarrow w_{ik}^j = \alpha_{ik}^j x_i + \beta_{ik}^j.$$

Степень ассоциации входного вектора $\mathbf{x}$ с нечетким правилом определяется через Т-норму [12], которая обычно представляется продукционным оператором:

$$(4) \quad \tau^j(\mathbf{x}) = T_{p=1}^I \mu_{pk}^j(x_p) = \mu_{1k}^j(x_1) \times \dots \times \mu_{Ik}^j(x_I).$$

В контексте решаемой задачи левые и правые части нечетких правил TS-модели имеют следующую интерпретацию. Антецеденты нечетких правил $A_j = \bigwedge_{i=1}^I \mu_i^j$ являются лингвистическими описаниями технологических ситуаций. Консеквенты нечетких правил представляют собой линейные зависимости w_{ik}^j , имеющие смысл лог-регрессионных уравнений w_{ik}^j , устанавливающих связь между вероятностными оценками классовой принадлежности $P(q_k|x_i)$ и значениями параметра $x_i \in \mathbf{x}$.

Таким образом, в базе знаний КЛМ каждое j -е нечеткое правило имеет отношение к некоторому j -му сценарию технологической ситуации и характеризует связь между ее классовой принадлежностью (вероятностью принадлежности тому или иному классу) и изменением i -го параметра в данной технологической ситуации. При этом описание технологической ситуации представлено в антецеденте нечеткого правила R_j в виде конъюнкции ФП нечетких термов. Активация нечеткого правила R_j осуществляется путем подстановки в антецедент A_j конкретных значений параметров $x_p^* \in \mathbf{x}^*$ ($p = 1, \dots, I$), характеризующих j -ую ТС. В результате вычисляется степень истинности антецедента $\tau^j(\mathbf{x}) = T_{p=1}^I \mu_{pk}^j(x_p^*)$, которая в рамках КЛМ имеет смысл степени соответствия вектора $\mathbf{x}^*$ j -й ситуации. База знаний КЛМ образует множество $\{R_j\}$ нечетких правил, поэтому каждый входной вектор $\mathbf{x}^*$ активирует не одно, а одновременно группу нечетких правил $\{R'_j\} \subseteq \{R_j\}$ с однотипными антецедентами. Путем объединения этих правил на основе нечеткого вывода Такаги–Сугено формируется единая лог-регрессионная зависимость $w_{ik}^{\cup}$, обобщающая свойства всех частных лог-регрессий $w_{ik}^{j'}$, являющихся антецедентами нечетких правил группы $\{R'_j\}$. На основе обобщенной лог-регрессии $w_{ik}^{\cup}$ для каждого конкретного значения параметра $x_i^* \in \mathbf{x}$ вычисляется условная вероятность классовой принадлежности $P(q_k|x_i^*)$ при данном значении параметра x_i^* .

Формула нечеткого вывода для обобщенной лог-регрессионной зависимости $w_{ik}^{\cup}$ на основе подмножества нечетких правил $\{R'_j\}$ имеет вид:

$$(5) \quad w_{ik}^{\cup} = \frac{\sum_j^{|R'_j|} \tau^j(\mathbf{x}) \cdot w_{ik}^j}{\sum_j^{|R'_j|} \tau^j(\mathbf{x})},$$

где $\tau^j(\mathbf{x})$ — степень активации нечеткого правила $R_j \in \{R'_j\}$, вычисляемая на основании (4); $|R'_j|$ — количество нечетких правил в группе $\{R'_j\}$; w_{ik}^j — частная лог-регрессия в консеквенте нечеткого правила $R_j \in \{R'_j\}$.

Таким образом, принципиальной особенностью предложенного варианта нечеткой модели Сугено становится включение в нее двух компонент, независимо поддерживающих стохастический и нечетко-логический концепты. Нечетко-логический концепт поддерживается антецедентами нечетких пра-

вил, которые на лингвистическом уровне описывают сценарии технологических ситуаций, представленные экспертами-технологами, а стохастический концепт поддерживается консеквентами нечетких правил, представляющими лог-регрессионные зависимости, на основе которых вычисляются вероятностные оценки гипотез классовой принадлежности. При поступлении на вход модели вектора параметров технологической ситуации $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_I)$ на основе нечеткого вывода формируется обобщенная лог-регрессия $w_{ik}^{\cup}$, являющаяся некой синергетической комбинацией технологически ориентированных частных лог-регрессий w_{ik}^j . Формулы (3)–(5) являются базовыми для вычисления условных вероятностей классовой принадлежности $P(q_k|x_i)$. Принципиально, что полученные оценки вероятностей являются независимыми, поскольку “порождаются” отличающимися антецедентами нечетких правил. Это обуславливает возможность корректного применения схемы комбинирования независимых свидетельств Демпстера–Шафера для объединения частных вероятностей $P(q_k|x_i)$ в единую оценку вероятности $P(q_k|\mathbf{x})$ гипотезы классовой принадлежности.

6. Пример представления данных на основе КЛМ

Простейшим примером выше описанной модели является следующая КЛМ, предназначенная для представления на числовой оси X “разорванной” области одного из двух подлежащих распознаванию классов q_1, q_2 с использованием единственного уравнения лог-регрессии $w = \alpha x + \beta$:

- IF $x > 0$ AND x is Big THEN $w = \alpha x + \beta$ (Вероятность q_1 возрастает с увеличением X)
- IF $x > 0$ AND x is Small THEN $w = -(\alpha x + \beta)$ (Вероятность q_1 убывает с увеличением X)
- IF $x < 0$ AND $|x|$ is Big THEN $w = -(\alpha x + \beta)$ (Вероятность q_1 возрастает с увеличением модуля X)
- IF $x < 0$ AND $|x|$ is Small THEN $w = \alpha x + \beta$ (Вероятность q_1 убывает с увеличением модуля X)

Формальным представлением КЛМ является следующая система нечетких правил:

$$\begin{aligned} \left(\frac{\text{sgn}(x) + 1}{2} \right) \&\mu_{Big}(x) &\rightarrow w = \alpha x + \beta \\ \left(\frac{\text{sgn}(x) + 1}{2} \right) \&\mu_{Sm}(x) &\rightarrow w = -(\alpha x + \beta) \\ \left(\frac{-\text{sgn}(x) + 1}{2} \right) \&\mu_{Bigmod}(x) &\rightarrow w = (\alpha x + \beta) \\ \left(\frac{-\text{sgn}(x) + 1}{2} \right) \&\mu_{SMmod}(x) &\rightarrow w = -(\alpha x + \beta) \end{aligned}$$

ФП для лингвистических термов определяются через параметры лог-регрессионного уравнения $w = ax + b$ следующим образом:

$$\mu_{Big}(x) = \frac{2}{1 + \exp(-w)} - 1, \quad x \in [0, +\infty)$$

$$\mu_{Sm}(x) = 2 - \frac{2}{1 + \exp(-w)}, \quad x \in [0, +\infty)$$

$$\mu_{Bigmod}(x) = \frac{2}{1 + \exp(w)} - 1, \quad x \in (-\infty, 0]$$

$$\mu_{Smmod}(x) = 2 - \frac{2}{1 + \exp(w)}, \quad x \in (-\infty, 0]$$

Ниже на рисунках представлены результаты классификации областей в одномерном пространстве X с использованием КЛМ.

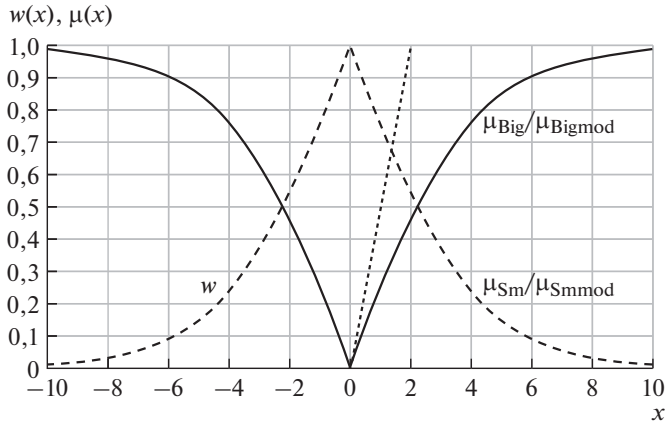


Рис. 1. Графики функции принадлежности и логистическая регрессия в лог-модели.

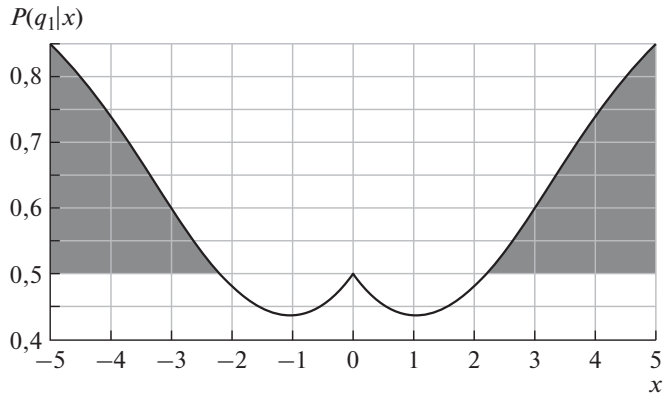


Рис. 2. Представление «разорванной» области для класса q_1 (закрашена) на основе КЛМ.

7. Вычислительный эксперимент

Разработанный подход к анализу предикторов сложных технологических процессов универсален. При этом для обеспечения возможности его функционирования на реальных данных и внедрения в действующие системы автоматизации необходима экспертная группа людей, обладающая опытом работы в технологическом процессе [13, 14]. В связи с тем, что авторы данной статьи более 20 лет работают в сфере автоматизации управления железнодорожным транспортом и обладают возможностью создания такой экспертной группы, то в статье будет рассмотрен предложенный подход применительно к обеспечению безопасности движения вагонов на сортировочных горках.

Целью стратегии развития железных дорог Российской Федерации и других стран является увеличение доли железнодорожного транспорта в общей структуре грузооборота. Один из способов решения данной задачи — совершенствование планирования и эксплуатации сортировочных станций [15, 16]. Наиболее важным и сложным узлом сортировочной станции является сортировочная горка, где производится сортировка (расформирование) пришедших на станцию грузовых поездов методом свободного скатывания. В процессе сортировки производится надвиг состава на горку, расцепка необходимых групп вагонов (отцепов) и скатывание их с горки под действием силы тяжести на заданный путь посредством стрелочных переводов (рис. 3).

Для обеспечения безопасности движения подвижного состава при свободном скатывании необходимы постоянный контроль и регулировка скорости свободного скатывания групп вагонов (отцепов). Стоит отметить, что регулировка скорости движения отцепа возможна только на специальных участках, называемых тормозными позициями [5].

Опасной (или нештатной) ситуацией принято считать объединение (соударение) вагонов на спускной части. При этом соударение может произойти по различным причинам — неперевод стрелки (например, одновременное нахождение более одного отцепа ведет к запрету перевода стрелки, что в свою очередь приводит к соударению), превышение усилия торможения в вагонном

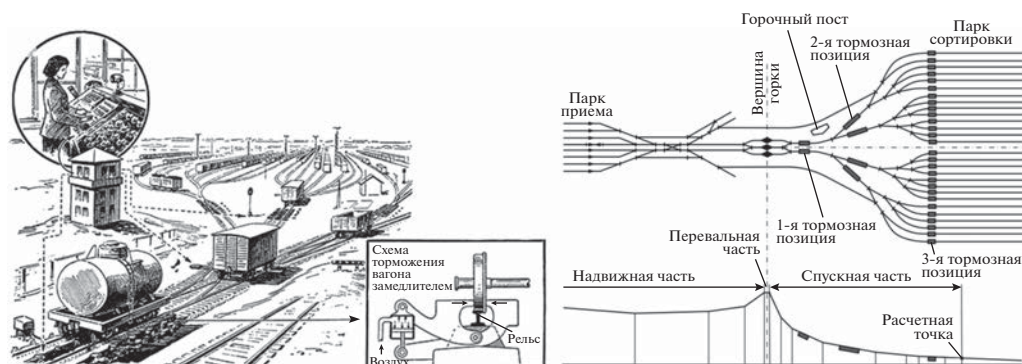


Рис. 3. Иллюстрация работы сортировочной горки.

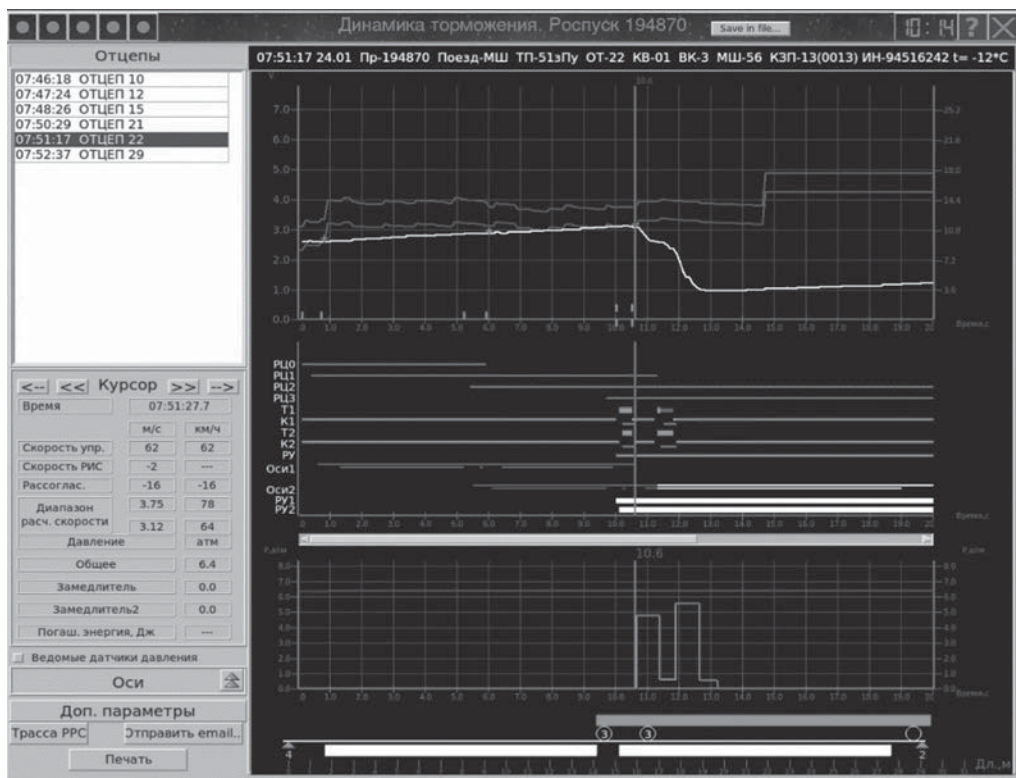


Рис. 4. Пример ручного вмешательства.

замедлителя (например, из-за неисправности замедлителя), а также при превышении скорости надвига вагонов на горку. При этом эксперты сходятся во мнении, что степень опасности соударения на спускной части увеличивается при одновременном нахождении множества одновагонных отцепов с разными весовыми категориями [5, 17–19]. Поэтому расчет параметров сортировочной горки при проектировании новых объектов или при анализе ситуаций нарушения безопасности движения производится для наиболее сложного случая, когда на горке находятся три и более одновагонных отцепа с чередующимися ходовыми свойствами. Из приведенных причин повышения степени опасности также следует, что на сложность технологической ситуации влияют расстояния между отцепами, их скорости и ряд других параметров.

Для оценки классовой принадлежности технологической ситуации использовались следующие признаки:

- Ходовые свойства отцепа. Интегральный параметр (от 0 до 1), зависящий от частных характеристик вагонов (вес, длина) и параметров окружающей среды (ветер, температура, влажность). Формирование параметра осуществлялось на основе алгоритмов, предложенных в [20].
- Характеристика ускорения скатывания, зависящая от местоположения отцепа (м/с^2);
- Скорость отцепа (м/с);

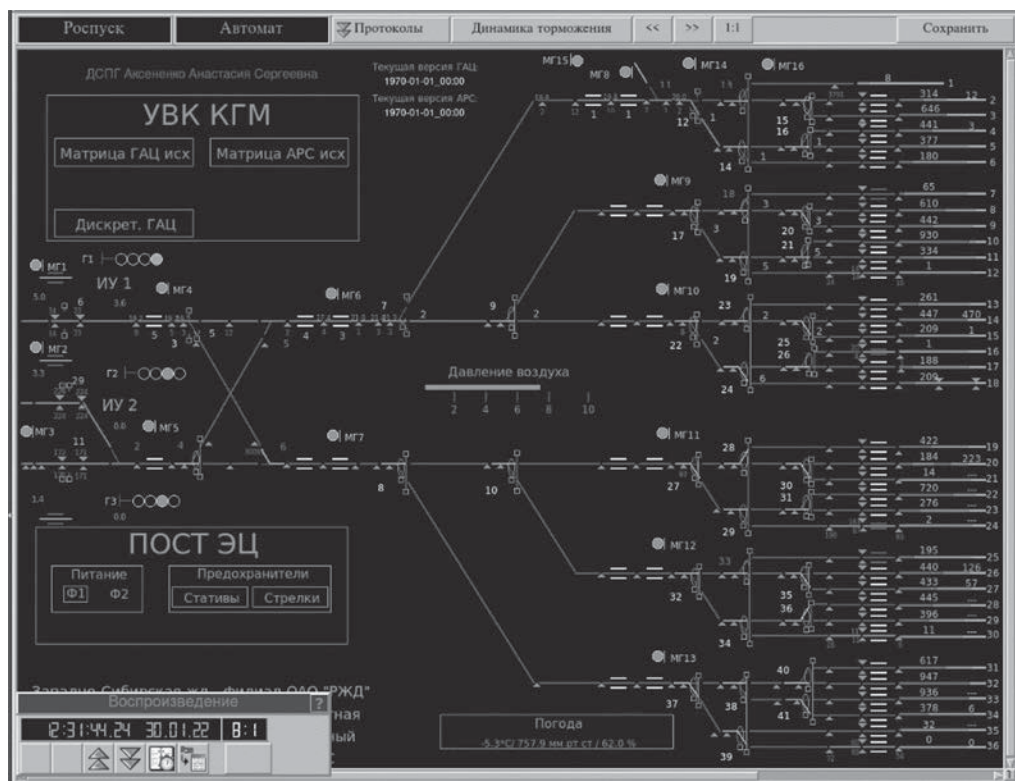


Рис. 5. Пример объединения нескольких отцепов на спускной части сортировочной горки.

- Расстояние до точки разделения маршрутов отцепов (м) (согласно [21], объединение вагонов в кривых недопустимо, поэтому, даже если два отцепа идут на один путь, отцепы должны объединяться только в сортировочном парке).

На этапе обучения КЛМ использовалась база данных из 5000 технологических ситуаций, размеченных экспертами по двум классам сложности. Обучающие данные собраны с 20 сортировочных горок, оборудованных комплексной системой автоматизаций сортировочных процессов (КСАУ СП) [22, 23].

Для оценки точности разработанной модели использовалась тестовая выборка, содержащая 100 технологических ситуаций, переданных в АО «НИИАС» от ОАО «РЖД» с целью экспертного анализа. Во всех рассматриваемых случаях имело место ручное вмешательство оператора в ход роспуска.

Результат ручного вмешательства, показанный на экране автоматизированного рабочего места электромеханика, приведен на рис. 4.

Серая кривая — допустимая скорость движения отцепа, белая — текущая скорость отцепа. Слева от синей вертикальной линии управление производилось автоматической системой. После чего в процесс движения вмешался оператор, из-за чего скорость движения отцепа значительно упала.

Пример нештатной ситуации представлен на рис. 5. В данном примере отцепы 2, 3, 4, 5 и 6 объединились на измерительном участке горки и были ошибочно направлены на один маршрут. Анализ описанной нештатной ситуации показал, что при роспуске вагонов машинист локомотива не придерживался рекомендованной скорости надвига вагонов на сортировочную горку.

Для каждого из 100 случаев были построены матрицы состояний:

$$(6) \quad X = \{\mathbf{x}_t\}.$$

Для каждого i -го параметра $x_{it} \in \mathbf{x}_t$ вероятность появления сложной ситуации оценивалась по формулам (2), (5), а для каждого состояния $\mathbf{x}_t$ — путем DS-объединения в базисе Заде:

$$P(q|\mathbf{x}_t) = \min_i P(q|x_i).$$

После чего производился процесс нормализации вероятностных показателей путем приведения их к интервалу $[0, 1]$. Технологическая ситуация считалась опасной, если в матрице (6) найдется элемент $\mathbf{x}_t$ со значением $P(q|\mathbf{x}_t)$, превышающим 0,8.

В результате эксперимента было выявлено 21 сложных ТС. Реально среди них к классу сложных было отнесено 19 ситуаций. В 11 случаях наблюдались соударения с превышением допустимой скорости (5 км/ч). В 7 случаях определился отказ напольного оборудования. В одном случае выявлено перетормаживание отцепы с последующим боем вагона. Оставшиеся 2 случая помечены как ложно идентифицированные алгоритмом. Тем не менее такие ситуации были помечены как пограничные работниками службы автоматики и телемеханики ОАО «РЖД».

При экспертном анализе ситуаций, идентифицированных КЛМ как «несложные», было выявлено 3 нагона и 1 случай неперевода стрелки, т.е. 4 ложноотрицательных ситуации.

Оценка точности проводилась с учетом вычисления матрицы ошибок:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN},$$

где TP, TN, FP, FN — истинно-положительные, истинно-отрицательные, ложноположительные, ложноотрицательные объекты (ситуации) соответственно.

В случае КЛМ для вышеописанных ситуаций $TP = 19$, $TN = 96$, $FP = 2$, $FN = 4$ $accuracy = 0,95$, что свидетельствует о высоком уровне эффективности предложенного подхода.

8. Выводы

В статье представлен новый предиктивный подход к анализу состояний и прогнозированию поведения сложных технологических процессов на основе технологии предиктивной аналитики. Предлагаемый подход базируется

на идеи обнаружения в контролируемом процессе предикторных событий, предшествующих появлению особых классов нештатных состояний технологических процессов. Установлена зависимость предикторных состояний технологического процесса от сложности обуславливающих их технологических ситуаций, что позволило подойти к прогнозированию состояний контролируемого процесса через оценивание сложности соответствующих технологических ситуаций.

Для реализации предиктивного подхода авторами предложена гибридная логико-лингвистическая модель классификатора на основе объединения логистической регрессии, вероятностной схемы комбинирования свидетельств Демпстера–Шафера и нечеткой модели Сугено. Включение в гибридный классификатор нечеткой модели для оценки характера ТС повышает выразительность гибридного классификатора и существенно расширяет его возможности по выявлению и дифференциации различных классов сложности ТС. В частности, логико-лингвистический классификатор позволяет на основе анализа характера сложившейся технологической ситуации выявлять различные оттенки сложности ТС путем коррекции параметров логистической регрессии.

Проведенные эксперименты на реальных данных показали эффективность разработанной предиктивной модели логико-лингвистического классификатора для оценки состояний и прогнозирования поведения технологических процессов, протекающих на сортировочных горках. Общность предложенного предиктивного подхода и универсальность разработанной модели классификатора позволяют использовать их для решения широкого круга задач, возникающих на транспорте и других промышленных производствах.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Букреев В.Г., Колесникова С.И., Янковская А.Е. Выявление закономерностей во временных рядах в задачах распознавания состояний динамических объектов. Томск. Изд-во ТПУ, 2010.
2. Цветков В.Я. Сложные технические системы // Образовательные ресурсы и технологии. 2017. № 3 (20). С. 86–92.
3. Вычужанин В.В., Вычужанин А.В. Информационная когнитивная имитационная модель сложной технической системы // Информационные системы и технологии ИСТ-2020. 2020. С. 677–683.
4. Буравцев А.В., Цветков В.Я. Сложные организационно вычислительные системы // Перспективы науки и образования. 2018. № 4 (34). С. 293–300.
5. Шабельников А.Н., Ольгейзер И.А. Методы повышения безопасности в КСАУ СП // Автоматика, связь, информатика. 2017. № 3. С. 8–10.
6. Gurov Y.V., Khatlamadzhiyan A.E., Khilkov D.V., Shapovalova Y. Adaptive Fuzzy Systems for Predictive Diagnostics of Railway Facilities // Lecture Notes in Networks and Systems. 2022. Vol. 330 LNNS. P. 170–179.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-87178-9_17

7. *Суханов А.В., Ковалев С.М., Акперов И.Г., Ольгейзер И.А.* Выявление предвестников бифуркаций динамической системы на основе анализа структуры ее нечеткой модели // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте ИММВ-2022: Сборник научных трудов XI Международной научно-практической конференции. В 2-х томах, Коломна, 16–19 мая 2022 года. Том 1. – Коломна: Общероссийская общественная организация «Российская ассоциация искусственного интеллекта», 2022. С. 137–144.
8. *Gorrini V., Salome T., Bersini H.* Self-structuring fuzzy systems for function approximation // Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Fuzzy Systems. IEEE, 1995. Т. 2. С. 919–926.
9. *Quost B., Masson M.-H., Denœux T.* Classifier fusion in the Dempster-Shafer framework using optimized t-norm based combination rules // Int. J. Approxim. Reason. 2011. No. 52(3). С. 353–374.
10. *Denœux T.* Logistic regression revisited: belief function analysis // International Conference on Belief Functions. Springer, Cham, 2018. С. 57–64.
11. *Dempster A.P.* Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping // Annals of Mathematical Statistics. 1967. No. 38. С. 325–339.
12. *Yager R.R.* Measures of entropy and fuzziness related to aggregation operators // Inform. Sci. 1995. V. 82. No. 3–4. С. 147–166.
13. *Афанасьева Т.В.* Грануляция многомерных временных рядов в задаче дескриптивного анализа состояния и поведения сложных объектов // АиТ. 2022. № 6. С. 72–83. <https://doi.org/10.31857/S000523102206006X>
14. *Трофимов В.Б.* О подходе к интеллектуальному управлению сложными технологическими процессами на примере черной металлургии // АиТ. 2020. № 10. С. 137–148. <https://doi.org/10.31857/S0005231020100050>
15. *Казанцева Л.С., Югина О.П.* Нормирование сроков доставки грузов и технология перевозочного процесса // Бюллетень транспортной информации. 2015. № 6(240). С. 29–33.
16. *Покровская О.Д.* Логистические транспортные системы России в условиях новых санкций // Бюллетень результатов научных исследований. 2022. № 1. С. 80–94. <https://doi.org/10.20295/2223-9987-2022-1-80-94>
17. *Муха Ю.А., Тишков Л.Б., Шейкин В.П.* Пособие по применению правил и норм проектирования сортировочных устройств. М.: Транспорт, 1994. 220 с.
18. Правила и нормы проектирования сортировочных устройств на железных дорогах колеи 1520 мм: утв. МПС РФ 10.10.2003. М.: Техинформ, 2003. 168 с.
19. *Бессоненко С.А.* Теория расчета сортировочных горок для различных климатических зон: специальность 05.22.08 “Управление процессами перевозок” // Дисс. ... д-ра техн. наук. М., 2010. 419 с.
20. *Olgeyzer I.A., Sukhanov A.V., Shabelnikov A.N., Ignatieva O.V.* Fuzzy Approach to Car Retarding Adaptation on Hump Yards // Lecture Notes in Networks and Systems. 2022. Vol. 330 LNNS. P. 161–169. https://doi.org/10.1007/978-3-030-87178-9_16
21. Правила технической эксплуатации железных дорог Российской Федерации, утвержденные Приказом Минтранса России от 23 июля 2022 г. № 250.

22. № 95623 U1 Российская Федерация, МПК В61L 17/00. Комплексная система автоматизации управления сортировочным процессом (КСАУ СП): № 2010109685/22: заявл. 15.03.2010: опубл. 10.07.2010 / А.И. Даньшин, Ю.Ф. Золотарев, В.Р. Одикадзе [и др.].
23. *Андронов Д.В.* Опыт эксплуатации КСАУ СП // Автоматика, связь, информатика. 2013. № 11. С. 16–18.

Статья представлена к публикации членом редколлегии М.Ф. Караваем.

Поступила в редакцию 27.04.2022

После доработки 08.08.2022

Принята к публикации 30.11.2022