

## РАЗРАБОТКА ИММУННО-СЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ, НАПРАВЛЕННЫХ НА ОБЕСПЕЧЕНИЕ ОПЕРАТИВНОГО И НАДЕЖНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ХИМИКО- ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Каршинский государственный технический университет  
доцента кафедры "Автоматизация и управление технологическими процессами"

**Беккулова Жахонгира Шербоевича**

Email: [jbekqulov@mail.ru](mailto:jbekqulov@mail.ru)

Тел: +99899-081-09-55

Каршинский государственный технический университет  
Магистрант кафедры "Автоматизация и управление технологическими процессами"

**Содикову Мадину Ходжаёр кизи**

Email: [sodiqova\\_madina96@mail.ru](mailto:sodiqova_madina96@mail.ru)

Тел: +998945240596

**Аннотация.** В данной статье рассматривается проблема оперативного и надежного прогнозирования химико-технологических процессов, а также вопрос разработки иммунно-сетевых алгоритмов, направленных на её решение. Химико-технологические процессы характеризуются множеством неопределённостей, внешних помех и сложными динамическими свойствами. Поэтому традиционные методы прогнозирования не могут в полной мере отразить реальное течение процесса. Предлагаемые иммунно-сетевые алгоритмы созданы по аналогии с механизмами самоадаптации и памяти биологической иммунной системы и обеспечивают высокую точность при онлайн-наблюдении и прогнозировании параметров процесса. В статье представлены математическая модель алгоритмов, принципы их построения, а также применение к химико-технологическим процессам. Экспериментальные результаты подтверждают эффективность предлагаемого подхода и обосновывают возможности его использования для повышения производственной эффективности, обеспечения безопасности и оптимизации технологических процессов.

**Ключевые слова:** Математическая модель, прогнозирование, искусственная иммунная сеть, иммуносетевой алгоритм, объект управления, нейронная сеть, виртуальная машина.

**Введение.** Химико-технологические процессы отличаются своей сложностью, неопределённостью и высокой чувствительностью к различным внешним факторам. Для эффективного управления процессами и обеспечения их безопасности особую значимость приобретает задача оперативного и надёжного прогнозирования. Традиционные математические модели зачастую не способны охватить все неопределённости процесса, поэтому новые подходы на



основе искусственного интеллекта, в частности использование искусственных иммунных сетей, рассматриваются как перспективное направление [1-4].

Искусственные иммунные системы (ИИС) представляют собой вычислительные методы, созданные по аналогии с основными принципами биологической иммунной системы и основывающиеся на следующих теоретических направлениях:

**Теория отрицательного отбора** – основывается на принципе выделения и распознавания чужеродных элементов.

**Теория клональной селекции** – обеспечивает оптимизацию за счёт размножения и адаптации соответствующих элементов.

**Теория иммунной сети** – моделирует сложную взаимосвязь и баланс между элементами.

Несмотря на то что большинство прикладных разработок основано на механизмах клональной селекции, в последние годы благодаря глубокому анализу молекулярных механизмов формируются новые перспективные подходы[3].

Первые научные исследования в области искусственных иммунных систем были начаты в 1994 году С. Форрестом и его соавторами. В настоящее время данный подход широко применяется не только в области информационной безопасности и анализа данных, но и для прогнозирования сложных химико-технологических процессов.

Химико-технологические процессы с использованием иммунно-сетевых алгоритмов, созданных на основе ИИС:

- наблюдение параметров процесса в режиме реального времени;
- устойчивое прогнозирование при наличии неопределённостей и помех;
- контроль безопасности и качества;
- эффективное использование энергии и ресурсов.

Применение иммунно-сетевых алгоритмов для оперативного и надёжного прогнозирования химико-технологических процессов имеет важное значение для повышения производственной эффективности, предотвращения аварийных ситуаций и оптимизации процессов. Данный подход в перспективе целесообразно широко использовать при автоматизации и интеллектуализации промышленных процессов[3-6].

Одним из ключевых этапов является прогнозирование работы системы и расчёт коэффициентов риска прогнозирования. На этом этапе выбирается подход, обеспечивающий минимальный уровень ошибок обобщения (этап 4), а также выполняется выявление и анализ ошибок обобщения. Кроме того, на этапе 7 разрабатываются научно обоснованные рекомендации по принятию решений. В



результате появляется возможность оперативного и эффективного управления сложными системами [2,3].

Процесс проектирования систем управления сложными объектами по своей сути является многоэтапной и последовательной алгоритмической процедурой, которую можно разделить на несколько основных этапов. Эти этапы включают формирование функциональных требований, структуры и алгоритмов системы управления, а также оптимизацию на основе критериев эффективности.

**Алгоритм:**

Этап 1. Описание с объектом управления;

Этап 2. Разработка и выбор математических моделей;

Этап 3. Сбор информации о реальном объекте управления;

Этап 4. Обработка и хранение информации. Формирование базы данных;

Этап 5. Идентификация математической модели на основе полученной информации о реальном объекте управления;

Этап 6. Разработка гибкого управления.



Рис.1.Интеллектуальная система управления, основанная на принципах искусственных иммунных систем.



На рисунке 1 представлена усовершенствованная схема интеллектуальной системы, предназначенной для управления сложными объектами. Данная схема разработана с использованием современных прикладных программных пакетов и отражает как общую концепцию управления сложными объектами, так и вновь созданные алгоритмы. Основные принципы предложенной интеллектуальной технологии заключаются в следующем: одной из важнейших особенностей автоматизированной системы управления в процессе функционирования сложных объектов является эффективная организация обмена информацией.

Интеллектуальные системы управления, основанные на искусственных иммунных системах, позволяют эффективно контролировать сложные процессы. Они считаются перспективными для экономного использования ресурсов в производственных процессах, повышения уровня безопасности и обеспечения стабильного качества. В дальнейшем интеграция подходов ИИС с нейронными сетями, генетическими алгоритмами и анализом больших данных позволит создавать ещё более эффективные системы управления[3-7].

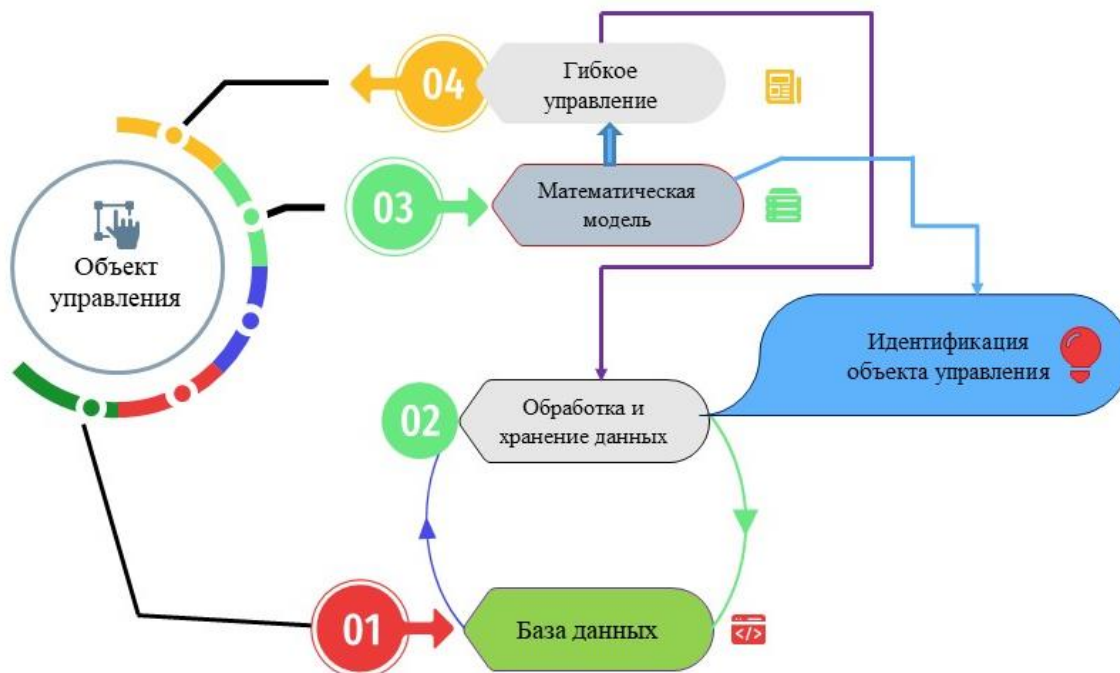


Рис.2. Увеличенная схема интеллектуальной системы управления сложными объектами.

В дальнейшем основной компонентный метод будет реализован для хранения и обработки данных с помощью факторного анализа, будет разработана обработка данных пакета прикладных программ. Для осуществления интеллектуального анализа данных используется пакет, представляющий собой комплекс программ, разрабатывающих технологию искусственного

интеллекта. В пакете прикладных программ Matlab мы используем алгоритм, разработанный на основе искусственных иммунных систем[6].

При разработке интеллектуальной системы, предназначенной для управления сложными объектами, важно повысить эффективность вычислительных процессов. С этой целью используется принцип параллельных вычислений. Такой подход значительно ускоряет переходные процессы системы и служит для снижения вычислительной нагрузки на центральный сервер. Для расширения возможностей параллельных вычислений и оценки устойчивости разработанных алгоритмов предлагается использовать виртуальные машины. Метод тестирования в виртуальной среде позволяет безопасно проверять алгоритмы, моделировать различные сценарии и выявлять возможные сбои. После сбора необходимой информации об объекте строится математическая модель сложного объекта. Эта модель представляет динамику объекта и служит основой для интеллектуальных алгоритмов, используемых в управлении системой. На основе математической модели создается возможность тестирования различных стратегий управления, оценки ошибок обобщения и разработки оптимальных управленческих решений [5,6]. Таким образом, предлагаемая методология включает следующие этапы:

- Сбор и первичная обработка данных;
- Оперативная обработка данных на основе принципов параллельных вычислений;
- Безопасное тестирование алгоритмов, разработанных на виртуальных машинах;
- Создание математической модели сложного объекта;
- Разработка и оценка стратегий интеллектуального управления на основе модели.

После построения математической модели сложного объекта идентификация объекта управления осуществляется путем проверки адекватности модели на основе результатов измерений входных и выходных сигналов. В процессе идентификации можно использовать интеллектуальные технологии, созданные на основе принципов искусственных иммунных систем, для определения параметров, соответствующих реальным сигналам. Данный подход особенно актуален для сложных математических моделей с большим числом параметров [7].

На следующем этапе формируется гибкая система управления, основанная на эталонной модели. Гибкие механизмы управления для сложных систем, работающих в условиях неопределенности, обеспечивают высокую эффективность и надежность. При синтезе адаптивного регулятора используются методы, основанные на искусственных иммунных системах, что позволяет автоматически настраивать параметры регулятора. Важным аспектом данной технологии является то, что она обеспечивает быструю настройку в различных областях практического применения и повышает универсальность системы управления[5].



Математическая модель заданного объекта представлена в фазе состояния стационарной системы на основе промежуточных дифференциальных уравнений с точки зрения интервального управления и представлена в следующем виде.

$$X(t) = [A]X(t) + [B]U(t), t \in [t_0, \infty), \quad (1)$$

здесь  $I(t_0) \subset [0, \infty)$  - множественность,  $t$  – текущее время,  $t_0$ - начальное время,  $X(t) \in R^n$ - векторное состояние данной системы.  $[a_{ij}] = [a_{ij}, a_{ij}]$ ,  $i, j = 1, \dots, n$  с  $n$  элементами.  $[A] = \{[a_{ij}], ij= 1, n\}$ -  $(n \times n)$  интервальная матрица объекта управления.  $[A] \in M_{n,n}(I(R))$ , здесь  $M_{n,n}(I(R))$ - множество матриц, элементы являются интервалами:  $[a, a] = \{a \in R \wedge a \leq a \leq a\}$ ,  $a, a$ – верхняя и нижняя границы значений элементов матрицы  $[A]$ .  $I(R)$ – множество всех интервалов.  $[B] = \{[b_j], j = 1, n\}$ -  $(n \times 1)$  интервальная матрица объекта управления.  $b_j = [b_j, b_j]$ ,  $j = 1, n$ .  $[B] \in M_{n,1}(I(R))$ , здесь  $M_{n,1}(I(R))$  – множество векторов, которые являются интервалами следующих элементов.  $[b, b] = \{b \in R \wedge b \leq b \leq b\}$ ,  $b, b$ -  $[B]$  нижний и верхний элементы вектора.  $U(t)$  чтобы обеспечить желаемую динамику замкнутой системы управления:

$$U(t) = U(X(t), t), \quad (2)$$

Здесь  $U(t) \in R^1$ - скалярное управление.

Любая динамика замкнутой системы управления задается в виде:

$$\sigma(t) = [CT]X, \quad (3)$$

здесь  $[C] \in R^n$ – Const,  $[CT] = [c_1, c_2, \dots, c_{n-1}, 1] = (c, 1)$ ,  $c \in R^{1 \times (n-1)}$

Соотношения (1), (2), (3) определяется математической моделью, которая далее называется IS-системой.

Задача исследования формируется следующим методом: разработка интеллектуальной технологии прогнозирования асимптотической устойчивости заданного промежуточного объекта управления на основе биологического подхода к СИС и метода квазирования с целью оперативного управления текущим состоянием и прогнозирования сложной системы в конкретном временном масштабе.

Квази-IS-система может быть представлена в виде подсистемы  $IP_1$  и  $IP_2$  после нахождения операторов проектирования  $IP_1$  и  $IP_2$  [6] для заданной промежуточной системы управления и стандартной нагрузки евклидова промежуточного пространства следующим образом:

$$IS_1 : x(t) = A_x x(t) + h_x \sigma(t), \quad (4)$$

$$IS_2 : \sigma(t) = a_\sigma \sigma(t) + h_\sigma x(t) + b_\sigma u(t), t \in [t_0, \infty), \quad (5)$$



**Impact Factor: 9.9**

**ISSN-L: 2544-980X**

здесь  $A_x \in R^{(2n-2) \times (2n-2)}$ ,  $h_x, h_\sigma \in R^{2n-2}$ ,  $a_\sigma, b_\sigma \in R_2$ .

Если последний элемент (4) обозначим сокращением (3)', если этот вектор является матрицей в последней строке, в последнем столбце, то получим:

$$A_x = (P_1 A) - a_{2n} c^T \cdot h_x = \begin{pmatrix} P_1 A b \\ c^T b \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$a_\sigma = \frac{c^T A b}{c^T b}, h_\sigma = (c^T A) - c^T a_{2n} c^T, b_\sigma = c^T \cdot b \quad (7)$$

Матрица определяет связь между решениями  $X(t)$  и решениями  $x(t), \sigma(t)$ :

$$M = \begin{bmatrix} E_{2n-2} & \frac{b}{c^T b} \\ -c^T & \frac{b_{2n}}{c^T b} \end{bmatrix} \quad (8)$$

Таким образом, метод квазирования позволяет перейти от выходного промежуточного уровня (1) к уровню (4), (5) относительно функций  $x(t)$  и  $\sigma(t)$ , сохраняя кинематическое подобие.

$U(t)$  boshqarish [25]  $t_1 \geq t_0$  vaqti momenti,  $IS_1$  va  $IS_2$  tizim osti uchun shunday bo'lsin,  $x(t), \sigma(t)$  yechim quyidagi tengsizlikni qoniqtiradi:

Пусть  $U(t)$  - момент времени управления [5]  $t_1 \geq t_0$ , так что для подсистем  $IS_1$  и  $IS_2$  решение  $x(t), \sigma(t)$  удовлетворяет следующему неравенству:

$$\|\sigma(t)\| \leq \sigma \|x(t)\| + \eta \quad (9)$$

здесь  $\delta, \eta$  - Const.,  $\delta \geq 0, \eta \geq 0$ .

В этом случае асимптотика решения системы  $IS(1)$  определяется асимптотикой подсистемы  $IS_1$ .

В этом случае выполняется обратное неравенство, то есть:

$$\|\sigma(t)\| \leq \sigma \|x'(t)\| + \eta \quad (10)$$

где  $t \in I(t_1)$ , тогда асимптотическое решение определяется подсистемой  $IS_2$ :

Выделим пространственное состояние в виде множества в образце конуса:

$$G_{\delta, \eta} = \{x \in R^{2n} : \|\sigma(x)\| \leq \delta \|x'(x)\| + \eta\} \quad (11)$$

пусть  $\eta = 0$ .



**Impact Factor: 9.9****ISSN-L: 2544-980X**

$$G_{\delta,\eta} = \{x \in R^{2n} : \|\sigma(x)\| > \delta \|x'(x)\| + \eta\} \quad (12)$$

пусть  $\eta = 0$ .

Таким образом, данное множество порождает два вида памяти в пространстве  $R_{2n}$ :  $\{x(t)\}_1, \{x(t)\}_2$  для  $t \in I(t_0)$ .

Первый тип решения (под системой  $IS_1$ ) относится к области  $G_{\delta,\eta}$ . Второй тип решения (под системой  $IS_2$ ) относится к области  $G_{\delta,\eta}$ . Исследование динамических свойств выходных  $IS$ -систем приводит к исследованию либо подсистемы  $IS_1$ , либо подсистемы  $IS_2$ .

Так как при квазировании пространство  $R_{2n}$  представлено непосредственной суммой подпространств  $L_1$  и  $L_2 : L_1 \subseteq R^{2n}, L_2 \subseteq R^{2n}$ , то область  $G_{\delta,\eta}^1$  является дополнением множества  $G_{\delta,\eta}^1$  до подпространства  $L_1$ , множества от  $G_{\delta,\eta}$  до  $G_{\delta,\eta}^2$  до подпространства  $L_2$ . Данная классификация решений необходима для исследования динамических состояний квазифицированных подсистем на основе подхода искусственной иммунной сети. Разработан пакет прикладных программ, используемых в предложенной интеллектуальной экспертной системе, и предназначен для обработки прогноза и анализа многомерно заданных искусственных иммунных систем в реальном времени [1-7]

### Заключение

Предлагаемая технология демонстрирует преимущества современных методов искусственного интеллекта и возможности программно-аппаратной реализации с использованием оборудования Schneider Electric для анализа заданных производственных принципов в сложных объектах нефтегазовой и аэрокосмической отраслей.

Применение виртуальных машин позволяет реализовать сложные параллельные вычислительные алгоритмы для работы на промышленных предприятиях с учетом быстродействия и надежности систем следующим образом:

- тестирование и запуск различных производительных алгоритмов;
- включение через сеть алгоритмов, установленных в виртуальных машинах в реальной системе промышленной автоматизации.
- создание системы резервирования потоков данных.

Особенности предлагаемой технологии на основе иммуносетевого моделирования заключаются в следующем: [40]:

- способность глубоко анализировать замкнутые взаимодействия между основными факторами и признаками, влияющими на них;



– сокращение времени изучения иммунной сети за счет имеющихся дефектов, малоинформативной дедукции и построения оптимальной структуры;

– оперативное управление в режиме реального времени и рассмотрение искусственной иммунной сети, основанной на свойствах гомологичных белков, путем обобщения и уменьшения дефектов.

### Список литературы:

1. Camacho, E. F., & Bordons, C. *Model Predictive Control*. Springer, 2013.
2. Goma, W. H., & Fahmy, A. A. "A Hybrid Immune-Neural Framework for Prediction of Industrial Processes." *Expert Systems with Applications*, 2016.
3. Bekkulov, J., Ibragimov, B., & Eshonkulov, M. (2021). Mathematical model of the trajectory of moving control objects. In *Технические науки: проблемы и решения* (pp. 110-116).
4. Аралов, F. M., & Беккулов, Ж. Ш. (2017). Классификация методов контроля и диагностики состояния и режимов работы системы контроля и регулирования параметров технологических процессов. *Міжнародний науковий журнал Інтернаука*, (3 (1)), 110.
5. Беккулов, Ж. Ш., & Ибрагимов, Ш. (2021). Оптимальное управление периодическими процессами. *Central Asian Journal of Theoretical and Applied Science*, 2(5), 184-190.
6. Жураев, Ф. Д., & Беккулов, Ж. Ш. (2018). Задачи расчета и проектирования систем автоматического регулирования. *Научное знание современности*, (6), 24-30.
7. Жураев, Ф. Д., & Беккулов, Ж. Ш. (2018). Построение интеллектуальной системы. *Научное знание современности*, (6), 53-59.

