

НОВЫЕ КИБЕРФИЗИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ СЕТЕЙ ОБСЛУЖИВАНИЯ

Безродный А.А., Tang Wenpeng, Yang Jingqiao, Wu Yuyang
Белорусский государственный университет, Минск, Беларусь
bezrtodnyaa@yandex.ru, twpeak56@gmail.com, 18336055136@163.com

Дранко О.И.

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия
drankooi@ipu.ru

Аннотация. Рассматривается ряд новых моделей в развитие представлений сложных кибер-физических систем для обеспечения энергией на транспорте.

Ключевые слова: кибер-физические системы, каузальность, искусственные нейронные сети, альтернативная энергетика, дополненная и виртуальная реальность.

Введение

Эволюция представлений сложных систем, интересных для изучения и развития, свидетельствует о переходе от социально-экономических и человеко-машинных к современной кибер-физической парадигме (др. греч. Κυβερνητική – искусство кормчего, φύσις – природа), ряд новых моделей которой как компонент математического обеспечения искусственного интеллекта (AI Up-to-Down) и вычислительных алгоритмов его реализации (AI Down-to-Up) для сетей заправочных (зарядных) станций (ЗС) и, шире, обеспечения энергией на транспорте (СОЭТ) в целом, важных для Человека, Общества и Государства, и рассматриваются далее.

1. Содержательное описание, постановка и подходы к решению задач

Сегодня известны и широко применяется аналитический, вероятностно-статистический, теоретико-множественный и логико-лингвистический подходы [1] к представлению сложных по структуре, составу и поведению систем. Общность развития во времени делает целесообразным использование каузальных связей [2], отражающих причины, условия и результаты взаимодействия системы и среды. Модель системы задается кортежем $\{K, D\}$, где K – показатели эффективности, $D = \{G, G\}$, G – графы структур, G – цели и ограничения как факторы функционирования и развития. Причинно-следственная (ПС-) постановка задачи дана на Рис. 1.

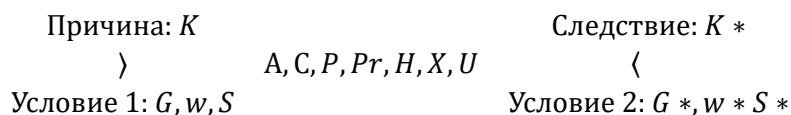


Рис. 1. Общая каузальная постановка задачи развития сложной кибер-физической системы

На рис. 1 A, Pr, C – алгоритмы, процедуры и функций управления на периодах H, X – организационные и технические средства управления, связанные отношениями U, S – состояния, этапы жизненного цикла (ЖЦ), P – процессы (подготовительные, переходные, нормального функционирования, при отклонениях, специфические для СОЭТ), W – ресурсы (материалы, оборудование, сведения, технологии, энергия, финансы, люди), * – после взаимодействия.

2. Теоретико-множественные, каузальные и нейросетевые модели

Структура системы управления (СУ) [3] задается графом Γ_1 и отражает решение задач управления F путем выполнения C_i ($i=1...I$, 1 – сбор сведений, 2-5 – подготовка, принятие и исполнение решений, коррекция) при переходе между S посредством P на H средствами X :

$$F: C \times P \times H \times X.$$

Для полноты и адекватности необходимы [1, 3, 4] модели принятия решений (Γ_2), неактивной (Γ), информационной (Γ_3) и организационно-технической систем (Γ_4).

При моделировании реализуется свертка (синтез) функций C как обеспечение их исполнения меньшим числом средств управления вплоть до ограничений с отсечением нецелесообразных случаев и направленным перебором по агрегированным K относительно малого числа вариантов.

В состав K включаются компоненты надежности и безопасности τ , достоверности сведений d , оперативности передачи o , своевременности обоснованных решений s , полноты представления Ω , критерии t релевантных областей (результаты, издержки, потери, нелинейность).

Кибер-физические системы (КФС) подразумевают глубокую интеграцию вычислений в объекты и, следовательно, задачи управления управлением формулируются как [4]:

$$F': C_{кф} \times P \times H / G_{кф} \text{ или } F': C_{кф} \times C \times H / G_{кф},$$

где $C_{кф}$ – функции управления КФС, $G_{кф}$ – факторы. ПС-модель двухуровневой СОЭТ (объект, сеть) для нормального режима и при отклонениях дана на Рис. 2 (Γ_5), ' - шаги оптимизации.

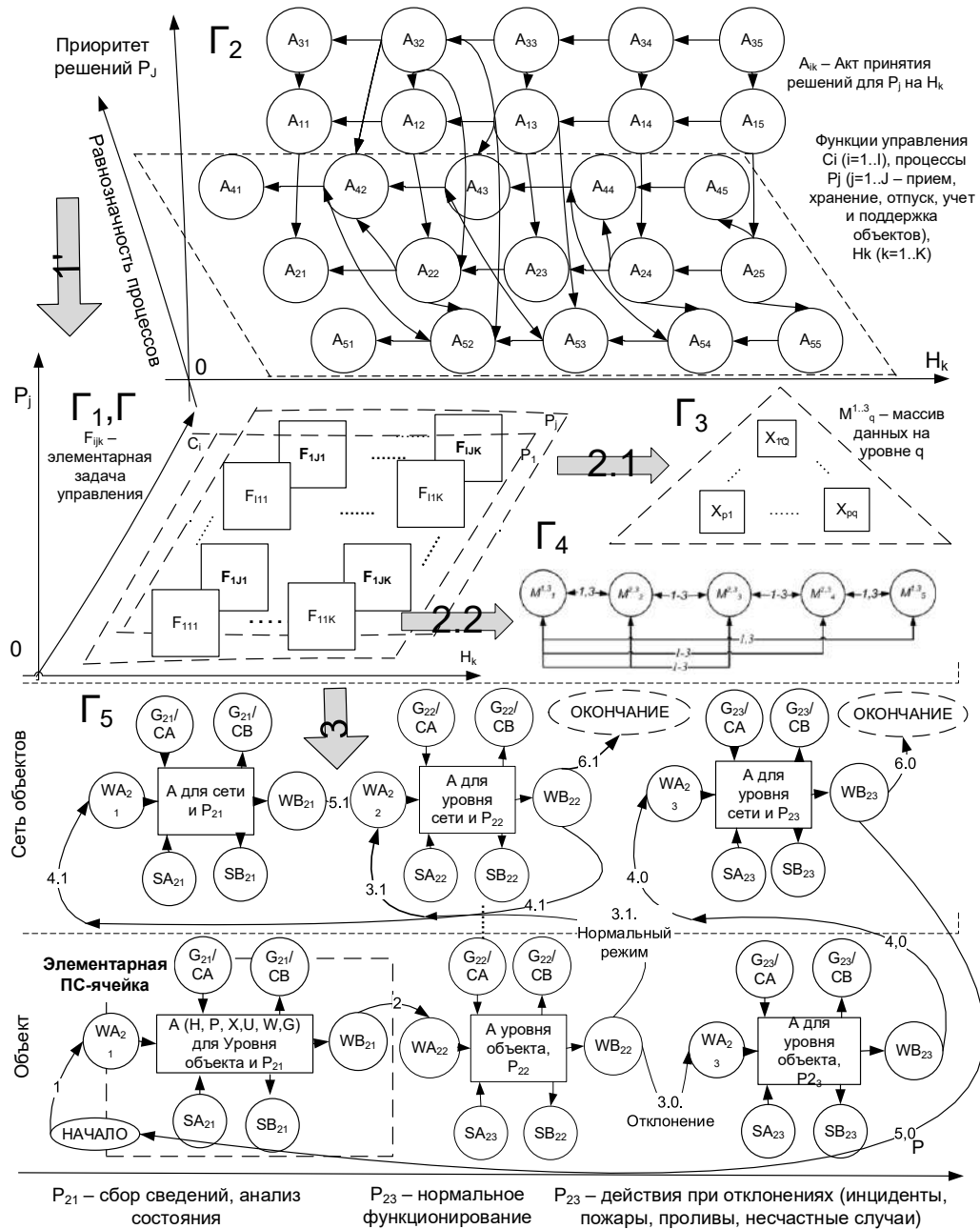


Рис. 2. Модели структур КФС при переходе от классического к каузальному подходу

Приоритетным является принятие решений C_3 , тогда как среди процессов предметной области P_j (1 – логистика, 2 – операционная деятельность, 3 – продажи, 4 – обеспечение, 5 – учет и т.п.) доминирует обслуживание клиентов как маркетинговый принцип построения системы под цель.

Граф Γ_2 актов принятия решений определяет структуру Γ_1 СУ и Γ – неактивной инфра-системы (рис. 2, 1-й этап), за Γ_1 следуют Γ_4 (виды, число, связи между X , вырабатывающих и исполняющих решения) и Γ_3 (источники, каналы и способы передачи и обработки данных, этапы 2.1, 2.2).

При решении задач ведется декомпозиция моделей на элементарные звенья для выполнения отдельных операций до уровня, достаточного подготовленному ЛПР для принятия обоснованных решений и эффективного управления. ПС-звенья далее объединяются в комплексы для описания процессов и покрытия Универсума системы для отображения объекта в целом. Это снижает число необходимых моделей для полного и адекватного описания системы – $\Gamma, \Gamma_{1..4} \rightarrow \Gamma_5$ –, а требуемое в данном случае имитационное моделирование, особенно для обработки больших объемов данных и верификации гипотез сегодня реализуется с помощью ИНС (Рис. 3).

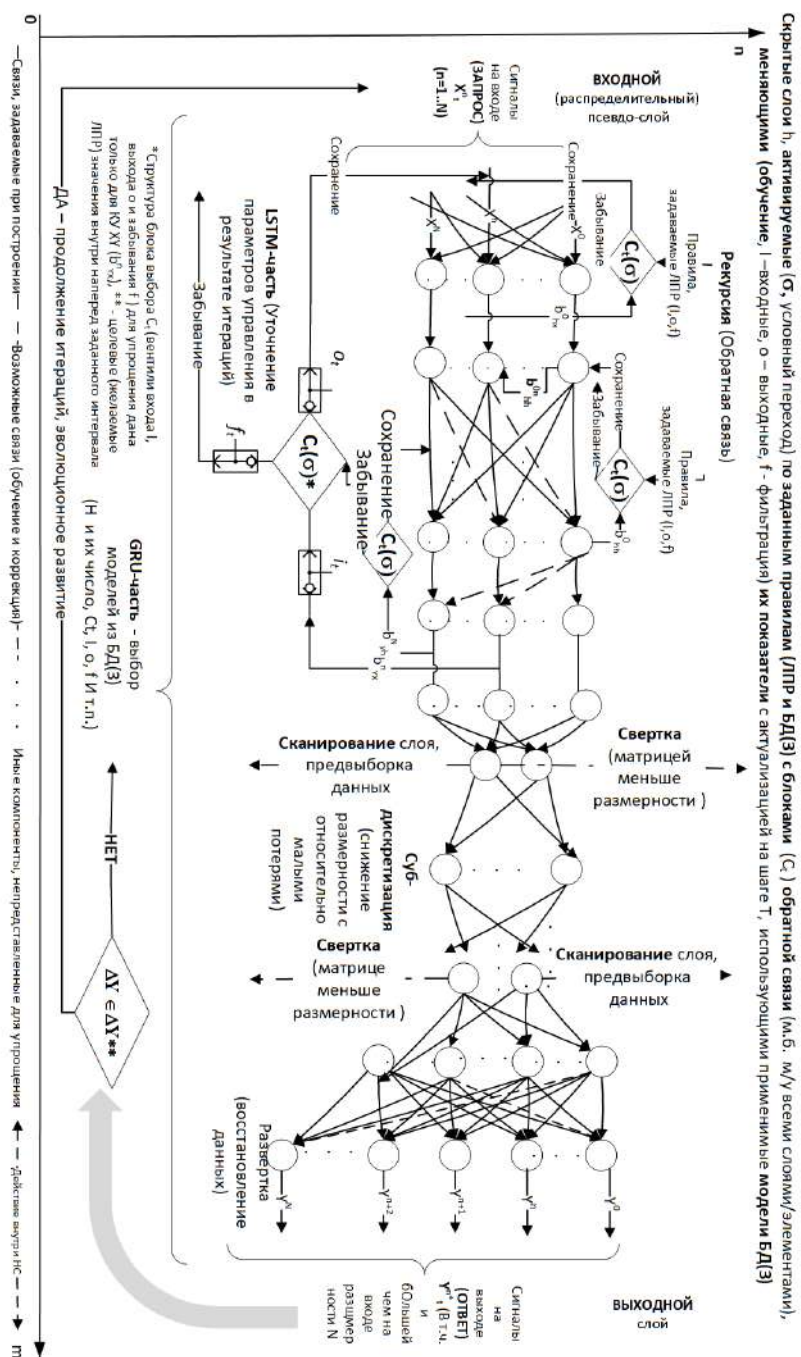


Рис. 3. Общая модель структуры искусственной нейронной сети

Искусственные нейронные сети, как известно, моделируют работу головного мозга человека, симулируя взаимодействие множества элементарных ячеек, выполняющих относительно простые операции.

Сравнение моделей ПС-связей (рис. 1 и 2) [2] и ИНС (рис. 3) свидетельствует об схожести их структур: ПС-ячейки соответствуют узлам нейро-сетей с заданными правилами обработки данных, ПС-комплексы – слоям и блокам, покрытие Универсума образа системы – ИНС в целом.

При этом, итерационная коррекция соотносится с машинным обучением (Machine Learning), алгоритмическое решение задач – с глубоким обучением (Deep Learning), задание ПС-связей с помощью Баз данных и Знаний БД(З) релевантных областей определяет правила активации и отношения узлов. Для повышения качества применяются рекуррентные ИНС с обратной связью (RNN), снижающие размерность сверточные сети (convolutional, CNN), варианты с долговременной памятью (Long Short-time memory), комплексы решающих деревьев (Random Forest Tree, RFT), параметрический выбор моделей (Gated recurrent unit, GRU) и т.п.

3. Примеры современных задач обеспечения энергией на транспорте

Актуальные задачи СОЭТ сегодня в развитие [4] заключаются в дальнейшем совершенствовании обработки больших объемов данных электронной сенсорики, растущей в связи с бурным развитием КФС, моделировании структур и поведения объектов с использованием каузальных связей релевантных областей, актуализации соответствующих БД (З) с помощью средств новой реальности, апробации СМАРТ-АЗС, использование альтернативной и возобновляемой энергетики [5].

3.1. Совершенствование управления локальной генерацией энергии

С развитием альтернативных и возобновляемых источников энергии (АВИЭ) происходит переход от традиционных сетей нефтепродуктообеспечения к СОЭТ, что требует новых и актуализированных моделей. Основные ПС-связи задачи представляются следующим образом:

- опытно-промышленная эксплуатации АВИЭ ведется децентрализованно в связи с многообразием их видов и моделей, а также развитостью классических источников энергии, уже объединенных в целом в сбалансированные системы;
- генерация, хранения и выдача энергии потребителям осуществляются локально и уединенно (micro-grids) или во взаимодействии с общими сетями Main Grids, модель СУ – Master-Slave;
- согласование параметров активной и реактивной мощностей P и Q , напряжение U и частоты переменного тока f реализуются в системе координат $d-q$ абстрактной силовой машины;
- ввиду инерционности изменений параметров используется нечеткая логика.

Выражения, описывающие зависимости параметров, на первом уровне декомпозиции формируются в соответствии с базовыми закономерностями Механики и Электротехники:

- для ветро-генерации

$$P_{wind} = FV_w = \frac{\rho V_w^2}{2} S V_w = \frac{1}{2} K_p(\lambda) \rho S V_w^3, \lambda = \frac{\omega_r R}{V_w} J \frac{d\omega_r}{dt} = T_{aero} - T_{em}, \omega = 2\pi f,$$

$$P = \frac{3}{2} (V_d I_d + V_q I_q), Q = \frac{3}{2} (V_q I_d - V_d I_q),$$

где R – радиус ротора ветро-генератора, K_p – КПД (~0,6), ρ – плотность воздуха, S – площадь рабочей поверхности, $d-q$ – система координат обобщенной (абстрактной) силовой машины, P – активная и Q – реактивная мощность;

- для солнечной электростанции (СЭС) в диодной аналогии параметры выражаются как

$$I_{pv} = I_{ph} - I_0 \left[\exp \left(\frac{q(V_{pv} + I_{pv} R_s)}{nk_B T} \right) - 1 \right] - \frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{R_{sh}},$$

где s – последовательное и Sh – шунтирующее сопротивление;

- хранение энергии (State of Charge, SOC) описывается как

$$V_{bat} = E_{oc}(SOC) - I_{bat} R_{int}, SOC(t) = SOC(0) - \frac{1}{Q_{bat}} \int_0^t I_{bat}(\tau) d\tau, Q_{bat} - \text{заряд батареи, Ач.}$$

Построенная модель микро-сети позволяет сбалансировать основные параметры данного вида объектов (U , f , P и \dot{Y}), существенные для взаимодействия подсистем АВИЭ как частей единой электроэнергетической системы (рис. 4, 5), что апробировано на практике для СЭС АЗС.

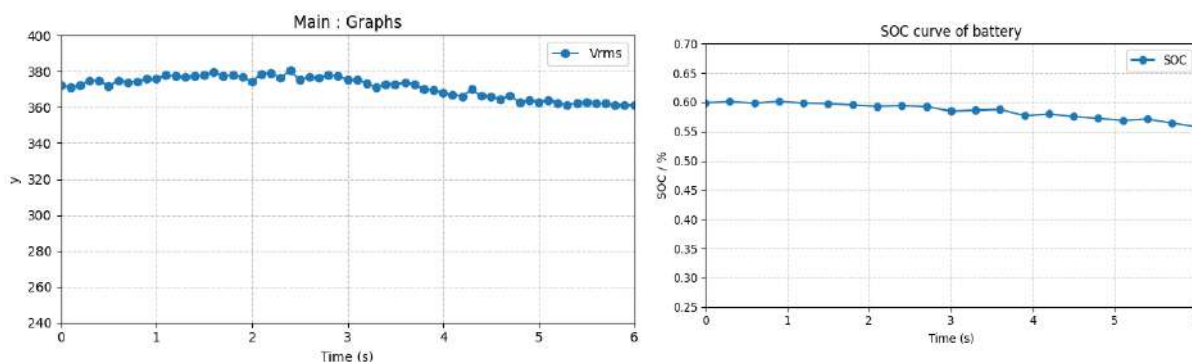


Рис. 4. Изменение показателей микро-контуров АВИЭ (U и степень заряда)

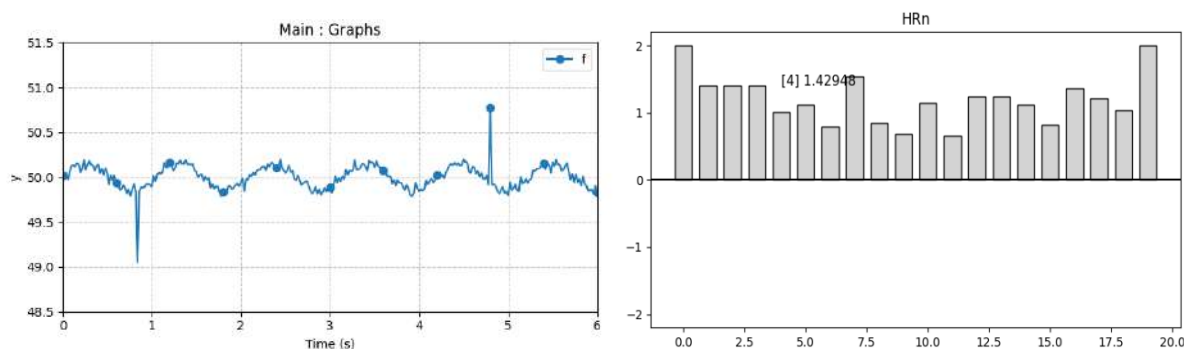


Рис. 5. Изменение показателей микро-контуров АВИЭ (частота f и гармоники)

При современном отсутствии эффективных (стоимость, надежность, объем заряда, доступность), накопителей важно соответствие параметров (U , f , P и Q) АВИЭ и Сетей, возможность подключения иных потребителей, ХХ или временного снижения выработки (до отключения), что д.б. реализовано соответствующей АСУ.

3.2. Вероятностное отсеечение нецелесообразных моделей в Базах знаний

При использовании Баз данных и Банков Знаний, необходимых в любых предметных областях, однако естественно разнородных и большой размерности, что и требует выбор наилучших в данных условиях вариантов моделей, например, с помощью деревьев решений (DT, Decision Tree).

Сегодня сбор и визуализация входных данных и вывод результатов моделирования эффективного реализуемы с помощью КФС виртуальной (Virtual, VK) и дополненной (Augmented, AR) реальности как средств моделирования и улучшения человеко-машинного взаимодействия [6].

В актуализированной модели ARD-DT (AR-Driven Decision Tree) лучшая в смысле K подготовка к принятию обоснованных решений C_2 обеспечивается за счет большей оперативности обработки данных, вероятностного отсеечения неприменимых моделей (probabilistic pruning) и риск-ориентированной оценки оставшихся вариантов.

Генеральные ПС-связи модели ARD-DT для СОЭТ, представимы следующим образом:

- построение дерева решений, узлы которых отражают этапы алгоритмов известных моделей БД(З) по достижению K (static_tree);
- задание определяемых AR ситуационных факторов F , (ar_features);
- поиск начальных узлов n_{start} , соответствующих F с точностью до T ;
- поиск моделей, обеспечивающих приближение к K^* с динамическим отсечением нецелесообразных и бессмысленных вариантов:
 - для выходящих из n_{start} ветвей вычисляется совместная вероятность достижения K^* в F ;
 - порог отсеечения задается ЛПП с учетом допустимого уровня риска;
 - для путей достижения K^* в DT определяются параметры (время, стоимость, особые или частные условия) маршрутов графов (Score (P) function) с выбором наилучшего.

На примере СУ технического содержания систем трубопроводной логистики

$$F = (f_m), m = 1..M, [f_{type}, f_{status}, f_{location}, f_{error}] ,$$

- f_{type} – территория, здания, сооружения, оборудование, АСУ;
- $f_{status} \in \{0,1\}$: параметры – температура t °, давление p , скорость потока $V_{\text{потока}}$, вибрация, 0 – нормальный уровень;
- $f_{location} = (x, y, z)$ – пространственные координаты;
- $f_{error} = [\text{code}, \text{servicability}, \text{confidence}]^T$ – код ошибки (также – наличие системы ее устранения – обученные и оснащенные специалисты, запасные части и принадлежности, релевантная информация в формате доступной БД(3), мотивация на устранение по нормативам и быстрее – и уровень доверия $T > 0,75$).

Близость к требуемым значениям $\phi(n_i)$ определяется в естественном предположении нормального распределения отклонений

$$n_{\text{start}} = \arg \max_{n_i \in \mathcal{N}} \left(\sum_{k=1}^K \omega_k \cdot e^{-\gamma \|F - \phi(n_i)\|^2} \right),$$

где $\gamma = 0.5$ – коэффициент затухания, ω – веса приоритетов (код ошибки – 0,4, вид оборудования 0,3, состояния 0,2, координат и расположения 0,1). Для ветвей j , начинающихся с n_{start} , вероятность $P(\text{cond}_j|F)$ достижения целевого K^* в условиях F (G, G_{AR}) определяется как

$$P(\text{cond}_j|F) = \frac{\prod_{m=1}^M P(f_m|\text{cond}_j) \cdot P(\text{cond}_j)}{\sum_{k=1}^K \prod_{m=1}^M P(f_m|\text{cond}_k) P(\text{cond}_k)},$$

где динамическая подстройка порога допустимого риска T задается как

$$B_{\text{retain}} = \{e_j \mid P(\text{cond}_j|F) > \tau_j\}, \tau_j = 0.7 - 0.2 \cdot \text{risk_level}(\text{device})$$

с последующим отсечением иных (неприемлемых по $K \pm \Delta K$) вариантов.

Комплексная оценка \mathcal{P} ситуации для принятия решения ЛПР:

$$\text{Estimation}(\mathcal{P}) = \underbrace{\frac{\alpha}{L(\mathcal{P})}}_{\text{Маршрут ДТ}} + \underbrace{\beta \cdot S_C(\mathcal{P})}_{\text{Условия}} + \underbrace{\gamma \cdot \text{Conf}(n_s)}_{\text{Решение}} - \underbrace{\delta \cdot \text{Cost}(n_s)}_{\text{Операции}}, \text{ где}$$

- $L(\mathcal{P})$ – вес длины пути $\alpha = 0.4$, прочих условий $\beta = 0.3$;
- $\text{Conf}(n_s)$ – успешность подобных решений в прошлом ($\gamma = 0.2$);
- $\text{Cost}(n_s) = w_{\text{time}} \cdot t_{\text{repair}} + w_{\text{res}} \cdot c_{\text{parts}}$, стоимость и время $\delta = 0.1$;
- $S_C(\mathcal{P}) = \frac{1}{|\mathcal{P}|} \sum_{e_j \in \mathcal{P}} \text{conf}(\text{cond}_j) = \frac{1}{|\mathcal{P}|} \sum [w_{\text{err}} \cdot \text{conf}_{\text{err}} + w_{\text{loc}} \cdot \text{sim}_{\text{loc}}]$
- $w_{\text{err}} = 0.7 > w_{\text{loc}} = 0.3$ (код ошибки важнее локальных условий);
- $\text{Cost}(n_s) = 0.6t_{\text{repair}} + 0.4c_{\text{parts}}$ (Time cost weight > spare part cost).

Для тестового набора данных [7] за 1985-2020 гг по 14 параметрам участков газопроводов проведено моделирование устранения неисправностей (Табл. 1), что верифицировано в [8].

Таблица 1. Сравнение результатов моделирования контроля утечек НП на тестовых данных

Сравниваемые алгоритмы	Ошибка	Риск точности	Длина пути, ветви ДТ
С4.5 (традиционный)	8.7% ± 1.2	82.1% ± 2.1	5.8 ± 0.5
ARD-DT для СОЭТ	3.5% ± 0.9	93.6% ± 1.3	3.2 ± 0.4

3.3. Обработка больших данных гибридной регрессионной нейросетью

СОЭТ подвержены воздействию множества факторов G – политическая ситуация, природные условия, уровень технологий, требования кратко- и долгосрочной окупаемости и т.п.

Неточность начальных и граничных условий и нелинейный характер взаимодействия делает задачу прогнозирования параметров данных систем достаточно сложной, в общем решаемой с

использованием известных моделей релевантных БД(З) и выбором наилучшей из них, например, методом, изложенным в п. 4.2.

Информационно логическая схема автоматизированного получения эволюционного решения, содержащая генеральные ПС-связи предметной и смежной областей и учитывающей возможности современных ИНС, описывается следующими основными этапами.

1. Очистка данных от ошибок, дублирования и сингулярностей.

2. Обеспечение полноты данных с восполнением выпадающих элементов (в т.ч. по п. 1) посредством интерполяции участков с наибольшей достоверностью данных, рассмотренной выше ARD-DT и т.п.

3. Стандартизация данных по дате, времени и форматам файлов, и диапазону относительных величин (0 – среднее значение, 1 – стандартное отклонение в предположении о нормальности распределения).

4. Выделение закономерностей с использованием:

- для численно доступных временных рядов – статистическими методами (поиск и сравнение медиан, девиации, асимметрии и эксцесса трендов) с использованием компонент авто- регрессионного анализа

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Y_t = (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q) \epsilon_t,$$

где p – порядок авто-регрессионного периода;

d – число отличий, при котором обеспечивается сходимость ряда;

B – оператор сдвига, ϵ_t – влияние белого шума (по времени);

ϕ_i и θ_i – коэффициенты авторегрессии и скользящего среднего.

- для факторов, задаваемых множествами элементов любой природы:
 - теории графов для заданий каузальных связей между элементами,
 - рассмотренного выше ARD-DT и Метода решающих деревьев для лучшего автоматизированного выбора требуемых моделей из БД(З);
 - матричного исчисления и массивов для вычисления на ЭВМ.
- 5. Выбор наилучших вариантов направленным перебором по K :
 - фильтрация по критериям корреляции (необходимое условие) и Стьюдента (достаточное условие, нормальное распределение величин);
 - итерационное снижение размерности (recursive feature elimination, RFE);
 - тренировка на тест-системах с закруглением алгоритма при его переполнении (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO);
 - методом главных компонент (principal component analysis, PCA) и т.п.
- 6. Повторение п. 3 и вывод результатов, тиражирование.

7. Уточнение результатов по мере развития системы и новых данных.

Данная **гибридная** модель была использована для опытного прогнозирования цен на ископаемые энергоресурсы и продукты переработки. При совместном использовании указанных выше стандартных методов доступных пакетов программ, точность прогнозирования повышается на 2-7 % с большим числом используемых факторов. Используются данные 2018-21 гг. (эволюционные изменения), для которых подобные модели и предназначены.

4. Заключение

1. Кибер-физические модели отражают современные представления о сложных системах с учетом глубокой интеграции вычислений и управления в объекты исследования и реализации.

2. Их построение и совершенствование целесообразно с помощью каузальных моделей, обуславливаемых всеобщностью развития объектов во времени, для повышения качества использования которых целесообразны искусственные нейронные сети, так как структура их алгебраических и геометрических моделей схожа с причинно-следственными комплексами.

3. Описанный метод использован для решения актуальных задач в сетях обеспечения энергией на транспорте – заправочных и зарядных станций и т.п.:

- представление объектов альтернативной и возобновляемой энергетики как уединённых контуров управления, необходимое согласование параметров которых с глобальными электроэнергетическими сетями осуществляется с использованием аппарата нечеткой логики, применяемого к подсистемам генерации, хранения и выдачи энергии с учетом известных каузальных закономерностей предметной и смежной областей;

- совместное использование средств дополненной реальности, риск-ориентированного подхода и вероятностного исключения неприемлемых моделей для автоматизированной работы с Базами данных и знаний при подготовке, принятии и исполнении решений;
- гибридная модель авто-регрессионного анализа и искусственных нейронных сетей, повышающая точность оперативного эволюционного прогнозирования трендов параметров объектов и систем.

4. Представленные результаты для сетей обеспечения энергией на транспорте в связи с инвариантностью компонент и применением стандартных средств моделирования – Pythone, Matlab и др. – могут быть использованы и для иных систем обеспечения и обслуживания.

Литература

1. Системный анализ и принятие решений / п.ред. *В.Н. Волковой*. – М: Высш. шк., 2004. – 613 с.
2. *Резчиков А.Ф., Твердохлебов В.А.* Причинно-следственные комплексы, модели сложных систем // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2007. – № 7. – С. 2–8.
3. *Цвиркун А.Д.* Структура сложных систем. – М.: Наука, 1981. – 345 с.
4. *Безродный А.А. и др.* Кибер-физические модели развития систем обеспечения энергией на транспорте // Датчики и системы. – 2024. – № 1 (273). – С. 57–62.
5. *Ван Цзинь, Безродный А.А.* Развитие киберфизических систем транспорта, обеспечения энергией и связи с помощью нейро-сетей как форм реализации каузального подхода // Губкинский университет в решении вопросов нефтегазовой отрасли РФ: VIII Региональная научно-техническая конференция к 100-летию профессора Ю.П. Желтова. – М.: РГУ нефти и газа (НИУ) имени И.М. Губкина, 2024. – С. 143–144.
6. *Azuma R.T.* A Survey of Augmented Reality. Presence: Teleoperators and Virtual Environments, 1997.
7. Данные по неисправностям участков газопроводов за 1983-2020 гг. <https://archive.ics.uci.edu/dataset/447/condition+monitoring+of+hydraulic+systems> (дата обращения 20.06.25).
8. *Kuang Lichun, et al.* Application Status and Development Trends of Artificial Intelligence in Oil Exploration and Development // Petroleum Exploration and Development, 2021. – 48(1).