

«МЯГКИЕ» МОДЕЛИ И ТЕХНОЛОГИИ В ЗАДАЧАХ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

В.В. Борисов

д.т.н., профессор,

Национальный исследовательский университет «МЭИ»

Президент Российской ассоциации искусственного интеллекта

e-mail: vbor67@mail.ru

Подходы к определению искусственного интеллекта

(согласованная позиция членов Российской ассоциации искусственного интеллекта – РАИИ)*

- искусственный интеллект как **метафора**;
- искусственный интеллект как **«устройство, превосходящее возможности человека»**;
- искусственный интеллект как **совокупность технологий**;
- искусственный интеллект как **особая область исследований и разработок**.

* *РАИИ – исторически первая общероссийская общественная организация, образованная в 1988 году, до сих пор объединяющая на добровольной основе ведущих ученых и специалистов в области искусственного интеллекта (ИИ) из разных регионов России. Основателем и идейным вдохновителем РАИИ был Дмитрий Александрович Поспелов, влияние работ которого на развитие исследований ИИ значимо и по сей день. Члены РАИИ проводят фундаментальные и прикладные исследования в сфере ИИ, занимаются образовательной, экспертной и практической деятельностью, организуют конгрессы и конференции, распространяют научные знания, развивают международное научное сотрудничество.*

Искусственный интеллект как метафора

Палитра «разновидностей» искусственного интеллекта (ИИ):

- «слабый»/«узкий» ИИ;
- «сильный» ИИ;
- «целостный»/«общий» ИИ;
- «синергетический» ИИ;
- «распределенный» ИИ;
- «объяснительный»/«объяснимый» ИИ; «эмоциональный» ИИ;
- «семантический ИИ» и т.д.

Искусственный интеллект как «устройство, превосходящее возможности человека»

Критикуемое определение №1:

«**Искусственный интеллект** – автоматическое **устройство, превосходящее возможности человека** во всех областях, которые традиционно характеризуются как **интеллектуальная деятельность**» (Дж. Сёрл, 1980 г.; Р. Пенроуз, 1989 г.).

Критикуемое определение №2:

«**Искусственный интеллект** – комплекс технологических решений, позволяющий имитировать **когнитивные функции человека** (включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма) и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые, как минимум, с результатами **интеллектуальной деятельности человека**» (Национальная стратегия развития ИИ на период до 2030 года; ГОСТ Р 59277–2020; ГОСТ Р 59277–2020).

Искусственный интеллект как «устройство, превосходящее возможности человека» (продолжение)

Критика определений искусственного интеллекта №№ 1, 2 «по форме»:

- не конкретизированы понятия **когнитивных функций** и **интеллектуальной деятельности** человека;
- результаты формируются лишь вследствие **имитации когнитивных функций** человека.

Критика определений искусственного интеллекта №1,2 «по сути»:

- «...интеллектуальный процесс есть взаимодействие мыслительного и познавательного процессов, и это – разные процессы. Отсюда заблуждение, что если смоделировать мозг, то можно решить проблему искусственного интеллекта. Мыслительный процесс принимает участие в познавательном процессе, его инициирует, в некотором смысле им руководит, но не сводится к нему» (В.К. Финн).

Искусственный интеллект как «устройство, превосходящее возможности человека» (продолжение)

Признаки идеального (естественного) интеллекта (по В.К. Финну)

- 1) выделение существенного в обозреваемых данных;
- 2) **порождение целеполагания**, порождение последовательности «цель–план–действие»;
- 3) отбор знаний, релевантных цели рассуждения;
- 4) способность к рассуждению, а именно к получению выводов из отобранных посылок;
- 5) способность к аргументации и принятию решений на ее основе;
- 6) **рефлексия, способность реагировать на свои знания, действия и их оценивать**;
- 7) способность к распознаванию явлений окружающего мира (ответ на вопрос «что такое?»);
- 8) способность к объяснению (ответ на вопрос «почему?»);
- 9) познавательная деятельность посредством синтеза познавательных процедур, образующих эвристику решения проблем и позволяющих достичь новое знание;
- 10) способность к обучению и использованию памяти;
- 11) **рационализация идей и преобразование их в понятия**;
- 12) **способность к интеграции знаний, объединение этих знаний для создания концепции и теории**;
- 13) **адаптация знаний при получении новых сведений из окружающей среды, коррекция теории**.

Искусственный интеллект как «устройство, превосходящее возможности человека» (продолжение)

Некоторые предварительные выводы

- Конструктивность рассмотренных выше признаков идеального ИИ заключается в возможности их использования для оценки степени интеллектуальности различных методов и технологий,
 - например, методы и модели машинного обучения (искусственные нейронные сети – ИНС) характеризуются лишь двумя признаками: способностью (7) к распознаванию и (10) к обучению с использованием памяти;
 - способность же к обучению ИНС трактуется всего лишь как параметрическая или структурно-параметрическая настройка на правильное/точное/ достоверное решение конкретной задачи по имеющимся данным обучающей выборки.
- далеко не всё то, что может делать человек в процессе своей познавательной деятельности, может быть автоматизировано:
 - лишь в интерактивном режиме «человек–машина» можно реализовать: (2) порождение целеполагания; (6) рефлексия; (11) рационализацию неясных идей и преобразование их в точные понятия; (12) способность к интеграции знаний и к созданию целостной картины; (13) адаптацию системы знаний при получении новых сведений [5].
 - при этом возможны различные трактовки и способы реализации функциональных свойств идеального интеллекта.

Искусственный интеллект как совокупность технологий

Базовые (системообразующие) технологии искусственного интеллекта

- *Технологии компьютерного зрения.*
- *Технологии распознавания и синтеза речи.*
- *Технологии обработки и интеллектуального анализа естественных языков.*
- *Технологии интеллектуальной поддержки принятия решений.*
- Технологии машинного и глубокого обучения.
- Технологии интеллектуального анализа больших данных и знаний.
- Технологии инженерии знаний (прежде всего, на динамических графах знаний, онтологии).
- Технологии мультимодальной аналитики и рассуждений.
- Технологии планирования и управления целенаправленным поведением в неструктурированных средах.
- Технологии мультиагентного управления.
- Технологии обработки естественных языков.

Искусственный интеллект как совокупность технологий (продолжение)

Особенности базовых технологий искусственного интеллекта

- ориентированы на воспроизведение *отдельных базовых когнитивных функций* (компьютерное зрение, распознавание и синтез речи, обработка естественного языка, вывод на априорных знаниях конкретной предметной области и пр.);
- направлены на фрагментарную автоматизацию *локальных задач и процессов* (например, структурирование данных, анализ временных рядов параметров и изображений, анализ зрительных сцен, диагностика и прогнозирование процессов и состояний объектов/систем и др.);
- отражают *отдельные интеллектуальные свойства* реализуемых ими методов/моделей:
 - *естественно-языковое представление компонентов и взаимосвязей;*
 - *возможность обработки разнокачественной информации, измеряемой и оцениваемой с использованием различных шкал;*
 - *возможность учета неполноты и неопределенности различного типа;*
 - *адаптивность (возможности структурно-параметрической настройки и обучения) к изменениям системных и внешних факторов;*
 - *удобство и гибкость использования;*
 - *интерпретируемость и объяснимость процессов и результатов.*

Искусственный интеллект как совокупность технологий (продолжение)

Перспективные проблемно-ориентированные технологии искусственного интеллекта

- ***технологии «дополненного ИИ»***, то есть технологии интеллектуальной поддержки принятия решений на основе совместного выполнения сложных задач специалистами и методами ИИ в условиях недостатка информации, высокой неопределенности, сложности, интенсивности. Осуществляется конвергенция преимуществ (специалистов и методов ИИ) для достижения наилучших результатов.
- ***технологии интеллектуальных мультимодальных интерфейсов, мультимодальной аналитики и рассуждений***, имеющих прогнозный и доказательный характер;
- ***генеративное конструирование киберфизических и социо-киберфизических систем***, то есть создание цифрового описания реальных объектов/системы (и «цифровых следов» – поведения) с учетом неопределенности, а также различных типов взаимодействия;
- ***композиционные технологии анализа и моделирования***, обеспечивающие построение и адаптацию ***композиционных гибридных моделей***, на основе совокупности компонентных (аналитических, имитационных, интеллектуальных) моделей для наилучшего решения декомпозированной совокупности задач по достижению общей цели;

Искусственный интеллект как совокупность технологий (продолжение)

Перспективные проблемно-ориентированные технологии искусственного интеллекта (продолжение)

- *мультиагентное обучение с подкреплением для интеллектуальной поддержки принятия решений.* Эффективное применение этого подхода обусловлено возможностью использования сложных моделей среды с помощью цифровых двойников, а сам процесс взаимодействия агентов определяет рациональную интерпретацию ситуации;
- *метрологические когнитивные технологии.* Использование методов машинного и глубокого обучения позволяет дополнять недостающие данные;
- *аватар-подобные технологии,* воспроизводящие взаимодействие человека с системой поддержки принятия решений или с персональным ассистентом.

Искусственный интеллект как совокупность технологий (продолжение)

Особенности проблемно-ориентированных технологий искусственного интеллекта

- призваны решать комплексные задачи, являющиеся предметом «синтетической» деятельности специалистов;
- имеют выраженный проблемно-ориентированный характер;
- «инкапсулируются» вокруг конкретных задач/проблем предметной/проблемной области;
- порождаются «наборами» базовых технологий ИИ;
- формируют основу и создают условия для системной цифровой трансформации с интеграцией в информационно-телекоммуникационной инфраструктуре.

Примечание

Создание *проблемно-ориентированных технологий ИИ*, претендующих на «статус» технологий «сильного ИИ», возможно за счет «инкапсуляции» базовых технологий ИИ вокруг решения комплексной прикладной проблемы. Однако это – лишь необходимое условие, так как простое объединение базовых технологий ИИ без *проведения поисковых фундаментальных исследований*, «провоцируемых» решаемой проблемой, к желаемому результату не приведет.

Искусственный интеллект как совокупность технологий (продолжение)

Современные тенденции применения проблемно-ориентированных технологий искусственного интеллекта

- ***повышенное внимание к современным технологиям сбора, разметки и интерпретации исходных данных*** с учетом их мультимодальности, неоднородности, нестационарности, пропусков и зашумления, противоречивости малых выборок;
- ***активное использование для обучения и адаптации моделей ИИ синтетических данных***, полученных с помощью имитационного моделирования на основе цифровых двойников, а также применение методов и моделей ИИ для решения обратной задачи – настройки ***цифровых двойников*** при изменениях данных;
- ***интерес к гибридным методам и моделям ИИ, использующим совместно алгоритмы на априорных знаниях и на данных***, с целью повышения эффективности работы ***в условиях неопределенности и неполноты данных***;
- ***рациональная интерпретация ситуаций*** (обеспечение ситуационной осведомленности), что позволяет реализовать принятие решений в виде многокритериального оптимизационного процесса в условиях неопределенности;
- ***повышение возможностей квантификации процессов***, что обеспечивает эффективные возможности валидации систем и методов ИИ, их анализа и оценки качества.

Искусственный интеллект как особая область исследований и разработок

Уточненное определение (В.К. Финн, М.И. Забейсайло):

Искусственный интеллект – особая область исследований и разработок, охватывающая **моделирование** (имитацию и усиление) **компьютерными средствами познавательных функций человека** (его естественного интеллекта).

В этой области выделяют два магистральных направления:

- во-первых, **формирование системы знаний**, необходимых для решения задач интеллектуальной деятельности с использованием компьютерных систем и технологий;
- во-вторых, **создание «инструментов» генерации нового знания** при решении интеллектуальных задач.

Процесс исследования заключается в переходе от исходных данных к целевому результату посредством имитации той последовательности «шагов», которые человек (используя естественный интеллект) выстраивает в процессе поиска решения – искомого целевого результата.

Решающая роль отводится двум компонентам компьютерного моделирования:

- поиску последовательности таких «шагов» – **цепочки** соответствующих **рассуждений**, описывающей алгоритм формирования целевого решения, и
- оценке **достаточности основания** для **принятия** полученных результатов (**доверия** как построенному способу формирования решения, так и собственно полученному с его помощью целевому результату).

Проблемы развития искусственного интеллекта как особой области исследований и разработок

- решаемые проблемы имеют *междисциплинарный и комплексный характер* (требующий от специалистов знаний и умений в разнообразных предметных областях: биологии, когнитологии, психологии, нейрофизиологии, нейролингвистики и др.);
- данная *область исследований сравнительно молода*, отсутствуют устоявшиеся понятийные конструкции, методы исследования, универсальные (признаваемые всеми) познавательные подходы;
- развитие ИИ провоцируется, как правило, постановкой и *необходимостью решения сложных задач, не «поддающихся» решению другими подходами.*

Примечания

ИИ успешно развивается от конкретных задач и требует проведения проблемно-ориентированных фундаментальных исследований. ИИ-инструментарий также формируется «вокруг» этих задач.

Перечень таких задач постоянно пополняется новыми элементами (сохраняя в своем составе ряд, ставших для ИИ «классическими», классов приложений).

ИИ развивается волнами в конкретных направлениях, отталкиваясь от исследовательских и технологических барьеров, пополняя фундаментальный задел оригинальными математическими моделями, методами, а прикладной задел – эффективными алгоритмами, программными средствами, системами и технологиями.

Некоторые закономерности развития искусственного интеллекта

- Каждый последующий этап развития ИИ провоцируется, с одной стороны, выявленными *барьерами имеющихся задач*, которые не могут быть решены существующими на текущий момент методами ИИ, с другой стороны, *качественно новыми задачами*, источниками которых являются развивающиеся потребности производства и общества.
- В дополнение к проблемам, которые возникают из-за появления качественно новых задач, барьеры/проблемы, доставшиеся в наследство от текущего этапа ИИ, как правило, не полностью преодолеваются последующим этапом ИИ. Эти доставшиеся в наследство барьеры в дальнейшем не исчезают, а *наследуются и перерождаются*, но уже «на новой почве» (в том числе, с учетом постоянной эволюции исследований и новых результатов в сфере когнитивных наук, нейробиологии, физиологии, психологии, социологии, информационных и компьютерных наук).

Возможности «мягких» методов и технологий в задачах искусственного интеллекта

Задачи искусственного интеллекта <i>(по Д.А. Поспелову)</i>	Возможности «мягких» методов и технологий <i>(по Н.Г. Ярушкиной)</i>
Переход к аргументации	Гранулярные вычисления. «Мягкие» экспертные системы
Проблема оправдания	«Мягкие» экспертные системы
Порождение объяснений	Генерация правил обученных «мягких» моделей
Поиск релевантных знаний	«Мягкая»/нечеткая кластеризация
Понимание текстов	Концепция точности/неточности планов выражения и содержания понятий. Нечеткие понятия.
Синтез текстов	«Мягкое» моделирование лингвистических категорий
Когнитивная графика	
Многоагентные системы	Многоагентные (hesitant) функции принадлежности
Сетевые модели	«Мягкие» сетевые модели
Метазнания.	«Мягкие»/нечеткие онтологии

Мягкие» методы и технологии.

Общие тезисы

- «Мягкие» методы (вычисления и измерения) основываются на *гибридизации нечетких, нейросетевых, биоинспирированных* (генетических, эволюционных, популяционных) *методов и моделей*, взаимодополняющих друг друга и компенсирующих ограничения, присущие каждой из моделей в отдельности (*принцип «мягких» вычислений – “Soft Computing”* Л.А. Заде).
- «Мягкие» методы, модели и технологии направлены на работу с *неполными, неточными, неопределенными или частично истинными данными/знаниями и приближенными рассуждениями*.
- «Мягкие» методы, модели и технологии ориентированы на, так называемый, *«антропоморфный» подход* к решению задач искусственного интеллекта.
- Основой «мягких» измерений и вычислений являются: (i) *нечеткие методы, модели*; (ii) *грануляция информации*, соответствующая допустимому уровню неточности анализа, моделирования, рассуждений; (iii) *принцип обобщенных ограничений (Generalized Constraint)*.

Сопоставление интеллектуальных моделей.

Нечеткие модели

Нечеткие модели – модели, построение, использование и анализ которых базируется на положениях теории нечетких множеств и отношений, нечеткой логики, нечетких вычислений

<i>Достоинства</i>	<i>Ограничения</i>
<ul style="list-style-type: none">• возможность использования разнокачественных, в т.ч. экспертных данных, а также представленных с помощью различных шкал;• простота представления знаний, в т.ч. экспертных;• нечеткое и нечеткое лингвистическое задание параметров;• возможность лингвистической интерпретации результатов;• возможность представления неточности и неопределенности данных;• возможность представления и моделирования нелинейности;• распараллеливание нечетких вычислений;• использование в реальном масштабе времени	<ul style="list-style-type: none">• сложность экспертного формирования базы знаний;• сложность проверки на полноту и непротиворечивость базы знаний;• сложность структурной и параметрической оптимизации базы знаний;• отсутствие возможности к обучению;• отсутствие возможность автоматического приобретения знаний

Сопоставление интеллектуальных моделей.

Нейросетевые модели

<i>Достоинства</i>	<i>Ограничения</i>
<ul style="list-style-type: none">• возможность выявления закономерностей в данных, их обобщение;• возможность представления и моделирования нелинейности;• типовой подход к решению различных задач;• способность к адаптации и обучению;• возможность распараллеливания вычислений;• возможность представления неточности и неопределенности данных;• возможность использования в реальном масштабе времени	<ul style="list-style-type: none">• сложность объяснения результатов функционирования;• большое число циклов и длительность времени обучения;• сложность и эвристичность формирования топологии и параметров нейросетевой модели, адекватной задаче;• сложность формирования представительной и непротиворечивой обучающей выборки

Сопоставление интеллектуальных моделей.

Эволюционные/биоинспирированные модели и методы

<i>Достоинства</i>	<i>Ограничения</i>
<ul style="list-style-type: none">• быстрая сходимость при решении оптимизационных задач;• нечувствительность к виду параметров;• возможность использования экспертных, эмпирических, неточных и неопределенных данных;• возможность представления и моделирования нелинейности;• возможность быстрой корректировки результатов;• хорошие адаптационные свойства	<ul style="list-style-type: none">• возможность неоднозначного результата при генерации новых альтернатив;• зависимость качества результата от способа реализации генетических операторов и стратегии поиска;• недостаточная точность результатов;• отсутствие возможности использования в реальном масштабе времени

Проблемы систематизации «мягких» моделей

Принцип «мягких вычислений», несомненно сыгравший важную для расширения «выразительных» возможностей «мягких» моделей, привел, в свою очередь, к возникновению ряда проблем, не решенных и до сих пор.

- *лавинообразно увеличивается количество разновидностей моделей-гибридов (а точнее, моделей-«мутантов»), несущественно, а зачастую, фактически ничем не отличающихся друг от друга;*
- *нестабильность, неустойчивость понятийно-терминологического аппарата в сфере «мягких» измерений и вычислений (вследствие его «экспансии» и конвергенции из различных областей), приводящая к терминологической путанице и к понятийным конфликтам при описании и использовании моделей различных классов;*
- *сокращение жизненного цикла решений интеллектуального модельного обеспечения, в том числе, из-за сложности (а зачастую из-за невозможности) наследования «лучших практик» в области интеллектуальных технологий;*
- *общая проблема – отсутствие единого подхода к систематизации интеллектуальных, прежде всего, «мягких» моделей.*

Предлагаемый подход к систематизации «мягких» моделей

1. Систематизация «мягких» моделей в зависимости от *условий их применения*.
2. Систематизация «мягких» моделей в зависимости от *свойств моделей*, соответствующих требованиям решаемых задач.
3. Систематизация «мягких» моделей в зависимости от *способа их гибридизации*.
4. Систематизация «мягких» моделей в зависимости от *типа гибридизации*.

Систематизация «мягких» моделей в зависимости от условий применения

1) Недостаточные знания о предмете исследования

- получение требуемой информации является сложной, трудоемкой, дорогостоящей или вовсе невозможной задачей;
- традиционные модели не могут быть получены, или они являются слишком сложными для практического использования;
- значимая часть информации доступна в виде экспертных данных или в эвристическом описании, которой может быть недостаточно для формирования математических зависимостей;
- разнокачественность информации, использование различных шкал (отношений, интервалов, порядка и наименований) для оценки значений параметров;
- возможность описания в виде эвристических предпочтений с использованием конструкций естественного языка;
- неясность или нечеткость выделения и описания границ исследования, отдельных состояний, входных и выходных воздействий.

Систематизация «мягких» моделей в зависимости от условий применения (продолжение)

2) Учет условий неопределенности

- традиционные математические методы не позволяют учесть неопределенность;
- далеко не все условия (типы) неопределенности могут быть учтены при использовании вероятностного подхода.

3) «Прозрачное» (gray-box) моделирование и идентификация

- сложность применения традиционных методов для моделирования и идентификации нелинейных зависимостей;
- наличие для идентификации нелинейных зависимостей лишь экспериментальных данных;
- возможность аппроксимации нелинейных зависимостей с требуемой точностью при наличии обучающей выборки;
- необходимая степень «прозрачности» моделей, позволяющая проводить количественно-качественный анализ и обеспечивающая требуемую объяснимость процессов и результатов.

Систематизация «мягких» моделей в зависимости от их свойств, соответствующих требованиям решаемых задач

- **универсальные (базовые) «мягкие» модели:**
 - *продукционные модели,*
 - *реляционные модели,*
 - *функциональные модели;*
- **проблемно-ориентированные «мягкие» модели:**
 - *функциональные и реляционные оценочные модели,*
 - *модели событий (лингвистические лотереи, деревья событий, деревья отказов, байесовские сети, игровые модели),*
 - *модели состояний и управления (модели «состояние–действие», ситуационные сети, когнитивные модели, марковские и полумарковские модели, сети Петри, автоматы, деревья классификации).*

Систематизация «мягких» моделей в зависимости от *способа гибридизации*

- гибридные модели «с *функциональным замещением*» – в качестве доминирующей берется одна модель, а отдельные ее компоненты замещаются компонентами других моделей;
- композиционные гибридные модели «с *взаимодействием*» – модели используются относительно независимо, и при этом, обмениваясь данными, они выполняют различные задачи по достижению общей цели;
- гибридные *полиморфные* модели – одна модель применяется для имитации и реализации функционирования другой.

Систематизация «мягких» моделей в зависимости от типа гибридизации

- модели с гибридизацией параметров;
- модели с гибридизацией структур и параметров;
- модели с гибридизацией параметров и состояний;
- модели с гибридизацией структур, параметров и состояний;
- модели с гибридизацией процедур обработки и преобразования данных.

«Мягкие» модели
«с функциональным замещением»

Гибридные нечеткие модели «с функциональным замещением» в рамках одной – нечеткой – технологии (с гибридизацией параметров нечетких моделей, примеры)

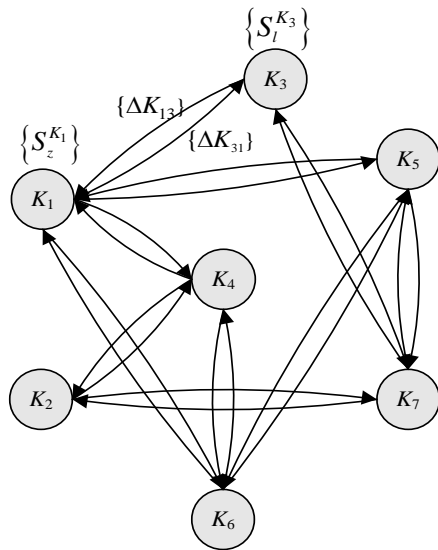


Рис. 1. Гибридная нечеткая когнитивная модель с использованием параметров нечетких игровых моделей для задания стратегий поведения

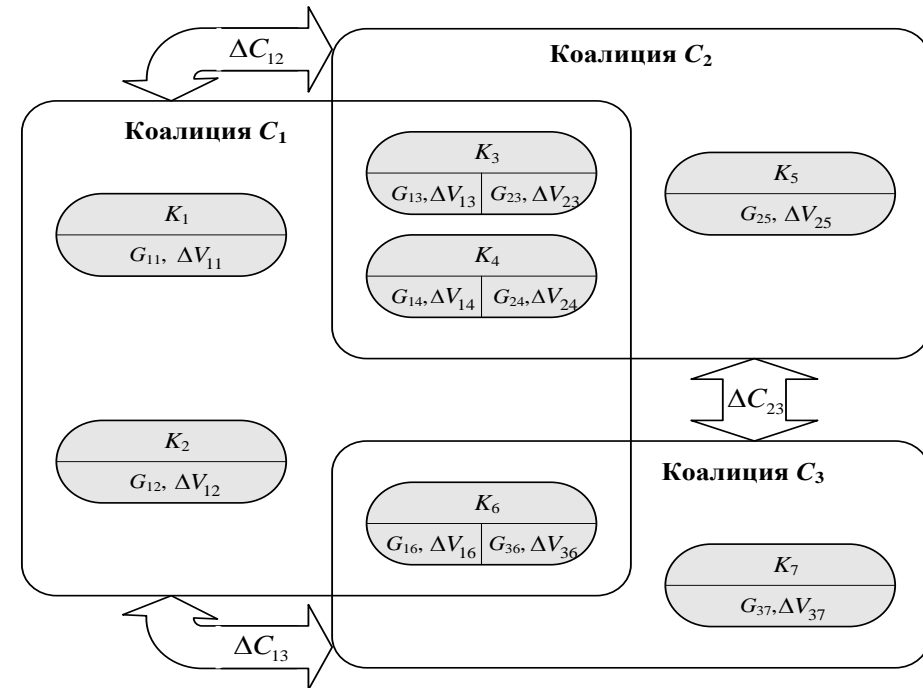


Рис. 2. Гибридная нечеткая когнитивная коалиционная модель

Гибридные нейросетевые модели «с функциональным замещением» в рамках одной – нейросетевой – технологии (с гибридизацией структур и параметров нейросетевых моделей, примеры)

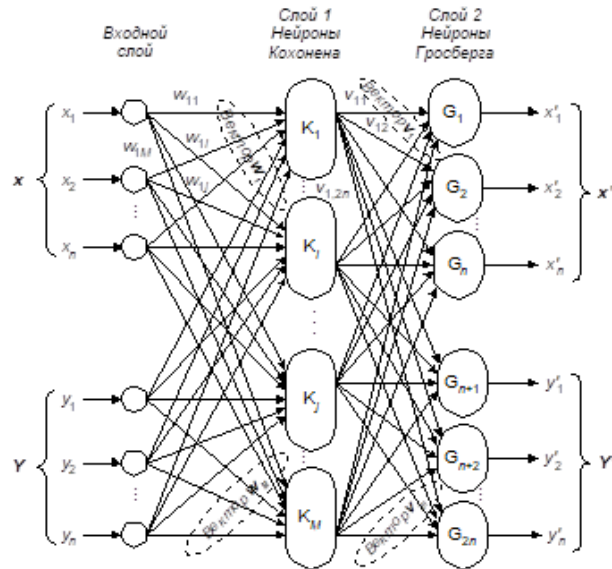


Рис. 1. Искусственная нейронная сеть встречного распространения сигналов

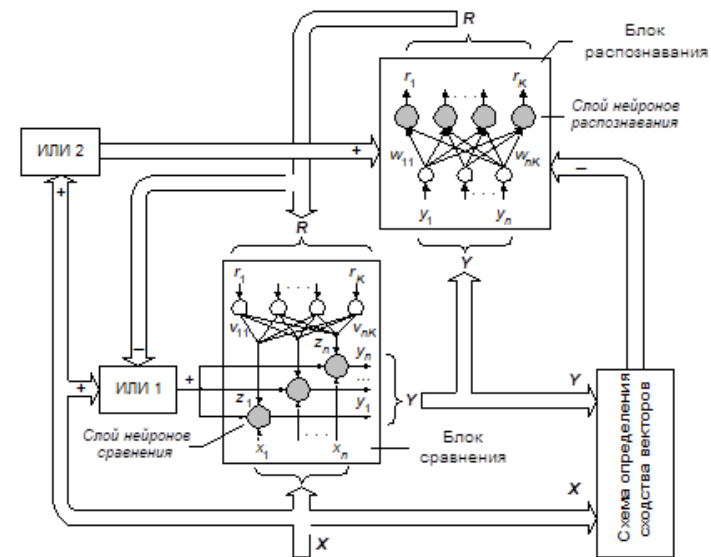
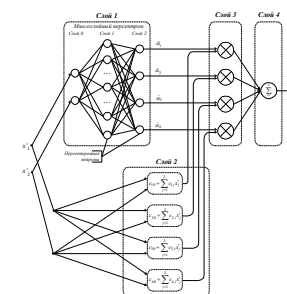
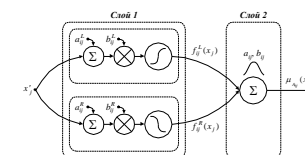
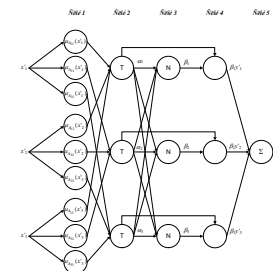


Рис. 2. Искусственная нейронная сеть адаптивной резонансной теории

Гибридные нечетко-нейросетевые модели «с функциональным замещением» с сочетанием нечеткой и нейросетевой технологий (первый упоминаемый признак – «нечеткие» – является доминирующим, а второй – «нейросетевые» – вспомогательным)

- нечетко-нейросетевые модели с **параметрической оптимизацией нечетких правил** (параметров функций принадлежности, активационных функций, весов связей и др.) на основе алгоритмов обучения (подобных алгоритмам обучения искусственных нейронных сетей) с использованием обучающей выборки;
- нечетко-нейросетевые модели с **формированием функций принадлежности предпосылок и заключений нечетких правил** в виде компонентов искусственных нейронных сетей;
- нечетко-нейросетевые модели с использованием компонентов искусственных нейронных сетей **для формирования предпосылок и заключений нечетких правил**;
- нечетко-нейросетевые модели с использованием компонентов искусственных нейронных сетей **для дефаззификации** (приведения к четкости) выходной переменной;
- нечетко-нейросетевые модели с **комбинированием** реализаций компонентов нечетких продукционных моделей на основе искусственных нейронных сетей;
- нечетко-нейросетевые модели с использованием искусственных нейронных сетей **для разбиения пространств входных переменных** и формирования для них многомерных функций принадлежности предпосылок;
- нечетко-нейросетевые модели с **нейросетевой реализацией нечетких отношений**.



Гибридные нечетко-нейросетевые модели «с функциональным замещением» с сочетанием нечеткой и нейросетевой технологий (с гибридизацией структур и параметров моделей, примеры)

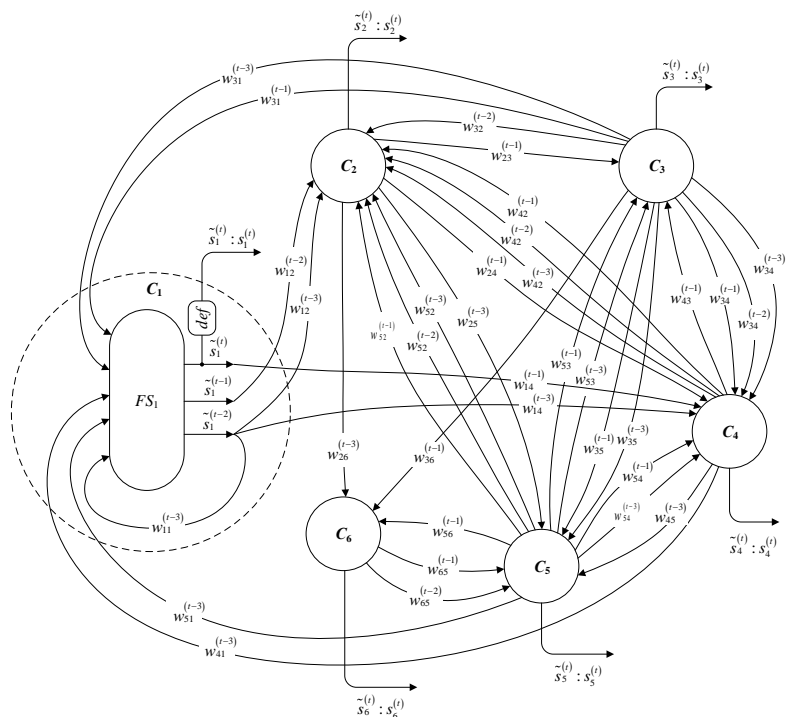


Рис. 1. Нечетко-нейросетевые когнитивные темпоральные модели для прогнозирования многомерных временных рядов

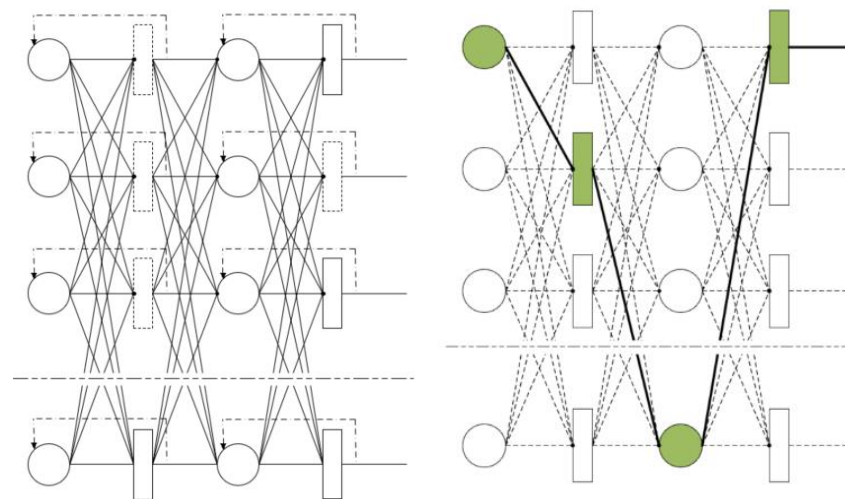


Рис. 2. Нечетко-нейросетевые темпоральные сети Петри для анализа и моделирования кибер-физических процессов

Гибридные нечеткие эволюционные/биоинспирированные модели «с функциональным замещением» с сочетанием нечеткой и эволюционной/биоинспирированной технологий

(первый упоминаемый признак – «нечеткие» – является доминирующим,
а второй – «эволюционные/биоинспирированные» – вспомогательным)

- нечетко-эволюционные модели *с параметрической оптимизацией нечетких правил* (параметров функций принадлежности, активационных функций, весов связей и др.) на основе эволюционных/биоинспирированных алгоритмов;
- нечетко-эволюционные модели *с реализацией нечетких отношений* на основе эволюционных/биоинспирированных алгоритмов.

Гибридные нейросетевые биоинспирированные модели «с функциональным замещением» с сочетанием нейросетевой и биоинспирированной технологий

(первый упоминаемый признак – «нейросетевые» – является доминирующим,
а второй – «биоинспирированные» – вспомогательным)

- нейро-эволюционные модели *с параметрической оптимизацией* (весов связей) на основе эволюционных/биоинспирированных алгоритмов;
- нейро-эволюционные модели *со структурно-параметрической оптимизацией нечетких правил* (слоев, нейронов в слоях, активационных функций, весов связей) на основе эволюционных/биоинспирированных алгоритмов.

Гибридные нечетко-нейросетевые биоинспирированные модели «с функциональным замещением» с сочетанием нечетко-нейросетевой и биоинспирированной технологий

- нечетко-нейросетевые модели *с параметрической оптимизацией* на основе эволюционных/биоинспирированных алгоритмов;
- нечетко-нейросетевые модели *со структурно-параметрической оптимизацией* на основе эволюционных/биоинспирированных алгоритмов.

Гибридные нейро-нечеткие биоинспирированные модели «с функциональным замещением» с сочетанием нейро-нечеткой и биоинспирированной технологий

- нейро-нечеткие модели *с параметрической оптимизацией* на основе эволюционных/биоинспирированных алгоритмов;
- нейро-нечеткие модели *со структурно-параметрической оптимизацией* на основе эволюционных/биоинспирированных алгоритмов.

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Принцип *гибридизации с «функциональным замещением»* для нечетких когнитивных моделей может быть реализован:

- в рамках одной – нечеткой – технологии,
- на основе сочетания различных интеллектуальных (нечеткой/нейросетевой/эволюционной) технологий.

Гибридизация нечетких когнитивных моделей может быть:

- параметрической,
- структурно-параметрической.

Эти признаки позволяют предложить и реализовать оригинальный подход к классификации и синтезу гибридных нечетких когнитивных моделей.

Примечание. В отличие от других гибридных моделей, признак – «нечеткие» – для когнитивных моделей является доминирующим, а признаки – «нейросетевые» и/или «эволюционные» – являются вспомогательными.

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Гибридные нечеткие когнитивные модели с параметрической гибридизацией (в рамках одной – нечеткой – технологии)

1) Обобщенные продукционные нечеткие когнитивные модели (ОНПКМ)

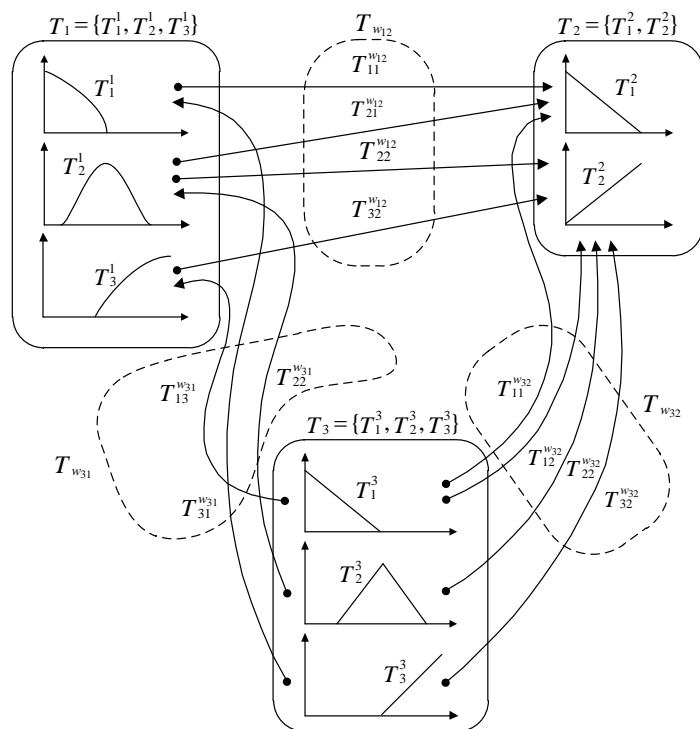


Рис. 1. Структура обобщенной нечеткой продукционной когнитивной модели

$$GRBFCM = (K, W),$$

где $K = \{K_1, K_2, \dots, K_p\}$ – множество концептов; K_i описывается лингвистической переменной $\langle \tilde{K}_i, T_i, D_i \rangle$, где $T_i = \{T_1^i, T_2^i, \dots, T_{m_i}^i\}$ – ее термножество; m_i – число типовых состояний концепта; D_i – базовое множество \tilde{K}_i ; T_z^i описывается нечетким множеством: $\tilde{C}_z^i = \left\{ \left(\mu_{C_z^i}(d) / d \right) \right\}, d \in D_i$.

$W = \{w_{ij}\}$ – множество связей между концептами; w_{ij} ($i, j \in I = \{1, \dots, p\}$) между типовыми состояниями каждой пары концептов задаются одним из значений термножества лингвистической переменной $\langle \tilde{W}_{ij}, T_{w_{ij}}, D_{w_{ij}} \rangle$, где $T_{w_{ij}} = \{T_{11}^{w_{ij}}, \dots, T_{zl}^{w_{ij}}\}$ – ее термножество; $z \times l$ – число значений $T_{w_{ij}}$; $D_{w_{ij}}$ – базовое множество \tilde{W}_{ij} ; $T_{zl}^{w_{ij}}$ описывается нечетким множеством: $\tilde{H}_{zl}^{w_{ij}} = \left\{ \left(\mu_{H_{zl}^{w_{ij}}}(d) / d \right) \right\}, d \in D_{w_{ij}}$.

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Гибридные нечеткие когнитивные модели с параметрической гибридизацией (в рамках одной – нечеткой – технологии)

1) Обобщенные производственные нечеткие когнитивные модели (продолжение)

Модель динамики ОНПКМ

$$\tilde{K}_j(t+1) = \tilde{K}_j(t) \oplus \left(\bigoplus_{i=1,2,\dots,N} \tilde{f}_{ij} \left(\tilde{K}_i(t), \tilde{K}_j(t), \Delta\tilde{K}_i(t) \right) \right),$$

где $\tilde{K}_i, \Delta\tilde{K}_{ij}$ – нечеткие множества, представляющие значения i -го концепта и его приращения, смежного с выходным концептом j ; $\tilde{K}_j, \Delta\tilde{K}_j$ – нечеткие множества, представляющие значения и приращения j -го концепта; \oplus – операция нечеткого алгебраического сложения; \tilde{f}_{ij} – нечеткий оператор, задающий нечеткое отображение типа «много входов – один выход».

Обобщенные нечеткие производственные когнитивные модели, позволяют обеспечить:

- полностью нечеткий подход при построении и анализе модели, предполагающий нечеткость концептов, способа передачи влияния, аккумуляции влияния нескольких концептов на один концепт, обучения, моделирования динамики;
- при нечетком представлении концептов учитывается возможность их количественной интерпретации и сравнения; концепты могут быть представлены в виде нечетких множеств, четких значений, либо синглтонов;
- механизм нечеткого влияния между концептами имеет характер нечеткого отображения. При этом учитывается возможность использования для передачи влияния и четких отображений (функций);
- решена проблема учета отрицательных весов влияния между концептами и аккумуляции влияний разных знаков. Предложен механизм совместного учета как положительных, так и отрицательных влияний концептов друг на друга не только в виде четких значений или синглтонов, но и в виде функций принадлежности;
- модель динамики учитывает существенную нелинейность поведения моделируемой системы (процессов) за счет совместного учета нечетких состояний и приращений при влиянии входных концептов на выходные;
- процедура аккумуляции влияний имеет аддитивный, накопительный характер, с возможностью учета вклада самых незначительных по значению влияний вне зависимости от порядка учета отдельных факторов (концептов);
- при аккумуляции влияний учитывается сдвиг функций принадлежности по координате базового множества.

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Гибридные нечеткие когнитивные модели с параметрической гибридизацией (в рамках одной – нечеткой – технологии)

2) Нечеткие реляционные когнитивные модели (НРКМ)

В нечеткой реляционной когнитивной модели значения концептов $K_i, i = \overline{1, N}$ описываются нечеткими множествами $\tilde{K}_i, i = \overline{1, N}$, каждое из которых $\tilde{K}_i = \{(\mu_{K_i}^*(x_i), x_i)\}$ задано на X_i .

Нечеткие бинарные отношения \tilde{R}_{ij} между концептами K_i и $K_j, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, N}$ задаются в виде матрицы нечетких отношений:

$$\tilde{M} = \begin{pmatrix} \tilde{R}_{11} & \tilde{R}_{12} & \dots & \tilde{R}_{1N} \\ \tilde{R}_{21} & \tilde{R}_{22} & \dots & \tilde{R}_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \tilde{R}_{N1} & \tilde{R}_{N2} & \dots & \tilde{R}_{NN} \end{pmatrix},$$

где \tilde{R}_{ij} отображение между нечеткими множествами \tilde{K}_i и \tilde{K}_j , которое ставит в соответствие $(x_i, x_j) \in X_i \times X_j$ $\mu_{R_{ij}}(x_i, x_j) \in [0, 1]$.

Модель системной динамики НРКМ

$$\tilde{K}_j(t+1) = \tilde{K}_j(t) \oplus \left(\bigoplus_{i=1}^n ((\tilde{K}_i(t) - \tilde{K}_i(t-1)) \bullet \tilde{R}_{ij}) \right),$$

$\tilde{K}_j(t+1), \tilde{K}_j(t), \tilde{K}_i(t), \tilde{K}_i(t-1)$ – нечеткие значения концептов в соответствующие моменты времени, « \bullet » – нечеткая композиция, « $\bigoplus_{i=1}^n$ » – агрегирование нечетких влияний, « \rightarrow » – приращение нечетких значений концептов, « \bigoplus » – нечеткое агрегирование совокупных влияний и предыдущего значения выходного концепта.

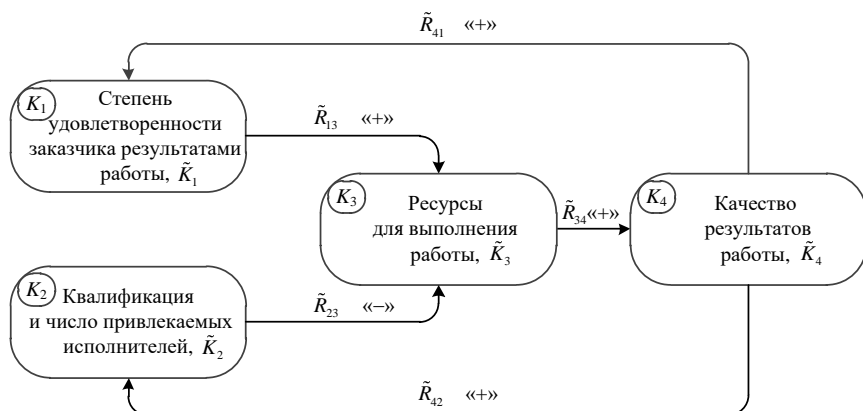


Рис. 1. Пример структуры НРКМ

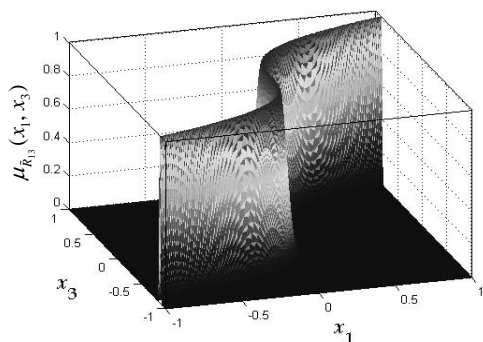


Рис. 2. Вид нечеткого отношения \tilde{R}_{13}

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)
Гибридные нечеткие когнитивные модели с параметрической гибридизацией
(в рамках одной – нечеткой – технологии)

2) Нечеткие реляционные когнитивные модели (особенности)

- Предложенные нечеткие реляционные когнитивные модели (и модели системной динамики на их основе) используют устойчивые к возрастанию неопределенности операции над нечеткими числами и отношениями. Это позволяет в процессе моделирования системной динамики решить задачи передачи нечетких влияний по модели и агрегирования нечетких значений концептов с учетом следующих особенностей:
 - сохранение полностью нечеткого представления значений концептов на всех этапах моделирования системной динамики;
 - обеспечение принадлежности результирующих значений и приращений концептов к семейству нечетких чисел;
 - обеспечение невыхода нечетких значений концептов за их носители;
 - обеспечение естественного характера агрегирования.
- Использование предлагаемых моделей системной динамики на основе нечетких реляционных когнитивных позволит повысить достоверность и качество анализа и моделирования проблем, слабоструктурированных систем и процессов в условиях неопределенности.

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Гибридные нечеткие когнитивные модели с параметрической гибридизацией (в рамках одной – нечеткой – технологии)

3) Нечеткие реляционные когнитивные темпоральные модели

Нечеткие реляционные когнитивные темпоральные модели (НРКТМ)

$$FRCTM = \langle C, R \rangle, \quad C = \{c_i \mid i=1..I\}, \quad R = \{R_i \mid i=1..I\},$$

$$R_i = \{ \tilde{r}_{ij}(t-l) \mid l=0..L_j^i, j=1..J^i \},$$

$$c_i : \tilde{c}_i(t+1) = \tilde{f}_i \left(\tilde{c}_i(t), \{ \tilde{c}_j(t-l), \tilde{r}_{ij}(t-l) \mid l=0..L_j^i, j=1..J^i \} \right), \quad i=1..N,$$

где C – множество концептов НРКТМ; I – число концептов НРКТМ; R – множество нечетких бинарных отношений влияния концептов друг на друга; R_i – подмножество нечетких бинарных отношений влияния концептов, непосредственно воздействующих на концепт c_i ; J^i – число концептов, непосредственно воздействующих на концепт c_i ; L_j^i – максимальное учитываемое значение временного лага (задержки) при влиянии концепта c_j на концепт c_i ; $\tilde{r}_{ij}(t-l)$ – нечеткое бинарное отношение влияния концепта c_j на концепт c_i в момент времени $(t-l)$; $\tilde{c}_i(t+1)$, $\tilde{c}_i(t)$, $\tilde{c}_j(t-l)$ – нечеткие переменные, характеризующие нечеткие значения концептов c_i и c_j в соответствующие моменты модельного времени, с функциями принадлежности $\mu_{\tilde{c}_i(t+1)}(x_i)$, $\mu_{\tilde{c}_i(t)}(x_i)$ и $\mu_{\tilde{c}_j(t-l)}(x_j)$, заданные на своих базовых множествах ($x_i \in X_i$ и $x_j \in X_j$).

Модели системной динамики НРКТМ:

$$\tilde{c}_i(t+1) = \bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} \left(\tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l) \right) \right),$$

$$\tilde{c}_i(t+1) = \tilde{c}_i(t) \oplus \left(\bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} \left(\tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l) \right) \right) \right),$$

$$\tilde{c}_i(t+1) = \tilde{c}_i(t) \oplus \left(\bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} \left(\Delta \tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l) \right) \right) \right),$$

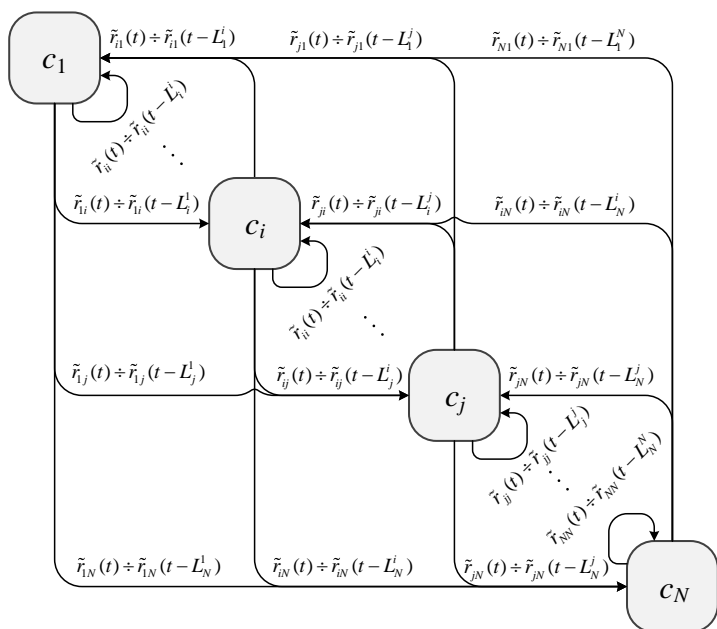


Рис. 1. Структура нечеткой реляционной когнитивной темпоральной модели

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)
Гибридные нечеткие когнитивные модели с параметрической гибридизацией
(в рамках одной – нечеткой – технологии)

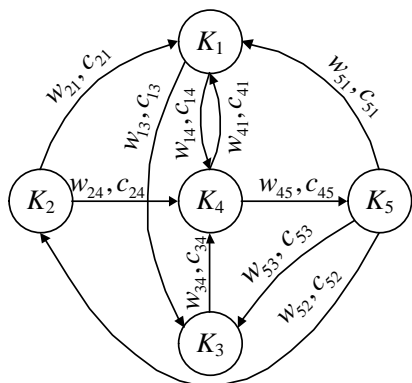
3) Нечеткие реляционные когнитивные темпоральные модели (особенности)

- Нечеткие *реляционные когнитивные темпоральные модели* (НРКТМ) сочетают достоинства различных типов нечетких когнитивных моделей и при этом нивелируют основные ограничения анализа и прогнозирования состояния сложных технических систем (СТС), присущие известным нечетким когнитивным моделям, а именно:
 - учитывают взаимовлияние параметров с их различными временными лагами относительно друг друга;
 - обеспечивают постоянную оперативную настройку и обучение компонентных моделей для всех параметров в процессе эксплуатации СТС.
- Разлит подход и реализован метод вычисления нечетких зависимостей в векторно-матричном виде, позволяющий решить проблемы увеличения неопределенности результатов и выхода нечетких значений концептов НРКТМ за диапазоны базовых множеств в результате моделирования системной динамики вследствие выполнения массовых итерационных вычислений.

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Гибридные нечеткие когнитивные модели с параметрической гибридизацией (в рамках одной – нечеткой – технологии)

4) «Совместимые» нечеткие когнитивные модели (СНКМ)



$$CFCM = (K, W, C),$$

где $K = \{K_1, \dots, K_N\}$ – концепты; $W = \{w_{ij}\}$ – веса влияния концептов друг на друга; $C = \{c_{ij}\}$ – степени совместимости пар концептов, $i, j = 1, \dots, N$.

В качестве операций «взвешивания» нечетких влияний концептов (с учетом согласованности) используется параметризованное семейство операций, удовлетворяющее аксиомам нормировки, неубывания, непрерывности, бисимметричности:

$$K_j = \text{med}(K_i, w_{ij}; c_{ij}), \quad i, j \in \{1, \dots, n\}, c_{ij} \in [0, 1].$$

Рис. 1. Пример структуры нечеткой «совместимой» когнитивной модели с учетом совместимости концептов: K_1 – «Качество управления», K_2 – «Оперативность управления», K_3 – «Надежность управления», K_4 – «Эффективность управления», K_5 – «Эффективность системы».

СНКМ позволяют учесть различную степень совместимости концептов при выборе операций для оценки непосредственного и опосредованного влияния концептов друг на друга.

Операция согласованного «взвешивания» нечеткого влияния				
$\text{med}(K_i, w_{ij}; 0, 0)$	$\text{med}(K_i, w_{ij}; 0, 25)$	$\text{med}(K_i, w_{ij}; 0, 5)$	$\text{med}(K_i, w_{ij}; 0, 75)$	$\text{med}(K_i, w_{ij}; 1, 0)$
Низкий уровень совместимости	Уровень совместимости ниже среднего	Средний уровень совместимости	Уровень совместимости выше среднего	Высокий уровень совместимости

Пример: $K_4 = \text{med}\left(\left(\text{med}\left(\left(\text{med}(K_1, w_{14}; c_{14})\right), \left(\text{med}(K_2, w_{24}; c_{24})\right)\right); c_{14}\right), \text{med}(K_3, w_{34}; c_{34}); c_{24}\right)$.

Предлагаемый подход позволяет учесть совместимость системных факторов для различных типов нечетких когнитивных моделей, повысить гибкость, а в ряде случаев и достоверность результатов нечеткого когнитивного анализа и моделирования.

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Гибридные нечеткие когнитивные модели с параметрической гибридизацией (в рамках одной – нечеткой – технологии)

5) Нечеткая когнитивно-игровая модель (НКИМ)

$$FCGM = (K, \Delta K),$$

где $K = \{K_1, K_2, \dots, K_p\}$ – множество концептов, каждому из которых соответствует множество стратегий $S_{K_i} = \{S_1^{K_i}, \dots, S_z^{K_i}, \dots, S_{Z_i}^{K_i}\}$ (Z_i – число стратегий концепта K_i); $\Delta K = \{\Delta K_{ij}\}$ – множество связей между концептами; состояния концепта K_i ($i \in I = \{1, 2, \dots, P\}$) описывается лингвистической переменной $\langle K_i, T_{\tilde{K}_i}, D_{\tilde{K}_i} \rangle$, $T_{\tilde{K}_i} = \{T_1^{\tilde{K}_i}, T_2^{\tilde{K}_i}, \dots, T_{m_i}^{\tilde{K}_i}\}$ – терм-множество лингвистической переменной; m_i – число типовых состояний данного концепта; $D_{\tilde{K}_i}$ – базовое множество K_i ; влияния ΔK_{ij} ($i, j \in I = \{1, 2, \dots, P\}$) между типовыми состояниями пар концептов задаются значением терм-множества лингвистической переменной $\langle \Delta K_{ij}, T_{\Delta \tilde{K}_{ij}}, D_{\Delta \tilde{K}_{ij}} \rangle$, где $T_{\Delta \tilde{K}_{ij}} = \{T_{11}^{\Delta \tilde{K}_{ij}}, \dots, T_{zl}^{\Delta \tilde{K}_{ij}}\}$ – терм-множество ΔK_{ij} ; $z \times l$ – число значений $T_{\Delta \tilde{K}_{ij}}$; $D_{\Delta \tilde{K}_{ij}}$ – базовое множество ΔK_{ij} .

Модель системной динамики НКИМ

$$\tilde{K}_i(t+1) = \tilde{K}_i(t) \oplus \left(\bigoplus_{j=1,2,\dots,N} \Delta \tilde{K}(t)_{ij} \right), \quad \Delta \tilde{K}_{ij}(t) = \tilde{f} \left(S_z^{K_i}(t), S_l^{K_j}(t) \right),$$

где $\Delta \tilde{K}_{ij}(t)$ – нечеткое множество, представляющее текущее изменение значения концепта K_i в результате влияния K_j , N – число входных концептов для концепта K_i ; \oplus – операция нечеткого алгебраического сложения; $S_x^{K_i}(t)$, $S_y^{K_j}(t)$ – текущие стратегии игроков, представленных концептами K_i и K_j ; \tilde{f} – нечеткий оператор, задающий нечеткое отображение типа «много входов – один выход», и представляющий передачу влияния от концепта K_j к концепту K_i . Нечеткий оператор \tilde{f} в выражении может быть реализован в виде нечетких функций или нечетких продукций:

Если K_i придерживается стратегии $S_z^{K_i}(t)$ И K_j придерживается стратегии $S_l^{K_j}(t)$,

То движение ресурсов $\Delta \tilde{K}_{ij}(t)$ от K_i к K_j составит $T_{zl}^{\Delta \tilde{K}_{ij}}$.

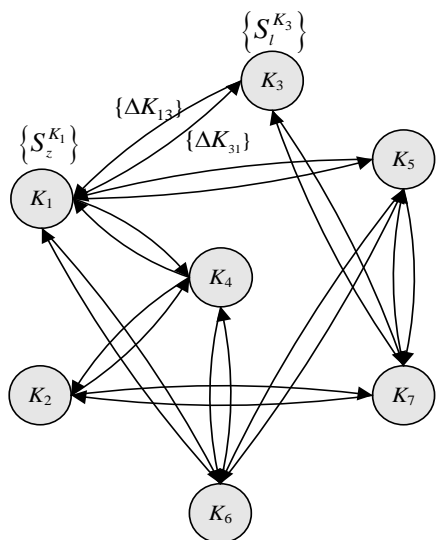


Рис. 1. Нечеткая когнитивно-игровая модель

В НКИМ каждому концепту (игроку) соответствует множество стратегий, выбор которых (и результат их применения) зависит от ресурсов, стратегий и предпочтений игроков.

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Гибридные нечеткие когнитивные модели с параметрической гибридизацией (в рамках одной – нечеткой – технологии)

б) Нечеткая коалиционная когнитивная модель (НККМ)

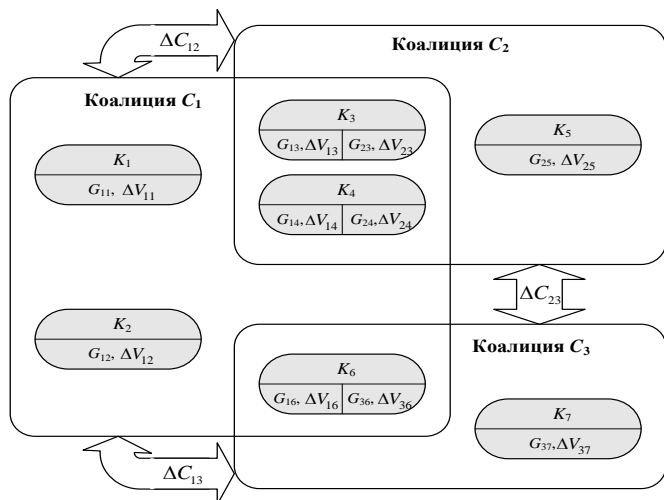


Рис. 1. Нечеткая коалиционная когнитивная модель

НККМ позволяет анализировать различные типы взаимодействия (кооперации, компромисса, содействия и конкуренции) концептов (агентов). Результаты позволяют в динамике (на основе нечеткой игры для произвольного числа игроков) определять и прогнозировать степени принадлежности агентов к различным коалициям, а также их состояние.

$$FCCM = (K, C, G, \Delta C, \Delta V),$$

где $K = \{K_1, K_2, \dots, K_p\}$ – множество концептов.

Допустим, сформировано множество нечетких коалиций $C = \{C_1, \dots, C_m, \dots, C_M\}$. Тогда $G_m = \{G_{m1}, \dots, G_{mn}, \dots, G_{mp}\}$ – множество степеней принадлежности агентов к коалиции C_m .

Введение степеней принадлежности агентов к коалициям позволяет учесть то, что игрок может иметь разные цели и в различной степени участвовать в разных коалициях. Для каждой нечеткой коалиции C_m задается множество G_m , элементы которого $G_{mn} \in [0, 1]$ характеризуют степень принадлежности игроков к данной коалиции. Значение ΔV_{mn} характеризует выигрыш, который получает агент K_m от участия в коалиции C_m .

Значение ΔC_{ml} характеризует текущее влияние коалиции C_l на коалицию C_m и складывается из влияния участвующих в этих коалициях агентов с учетом степени их принадлежности к коалициям.

Для НККМ предложены коалиционные показатели, позволяющие осуществить анализ различных типов взаимодействия агентов в динамике:

- консонанс/диссонанс влияния агента (концепта) на коалицию;
- консонанс/диссонанс влияния коалиции на агента;
- воздействие (влияние) агента на коалицию;
- воздействие (влияние) коалиции на агента;
- взаимный консонанс/диссонанс влияния агента и коалиции.

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

*Гибридные нечетко-нейросетевые когнитивные модели
(первый упоминаемый признак – «нечеткие» – является доминирующим,
а второй – «нейросетевые» – вспомогательным)*

- с представлением концептов в виде искусственных нейронных сетей;
- с параметрической оптимизацией на основе алгоритмов обучения (подобных алгоритмам обучения искусственных нейронных сетей) с использованием обучающих выборок;
- с формированием функций принадлежности нечетких множеств в виде компонентов искусственных нейронных сетей;
- с использованием компонентов искусственных нейронных сетей для фаззификации и дефаззификации переменных.

*Гибридные нечетко-эволюционные когнитивные модели
(первый упоминаемый признак – «нечеткие» – является доминирующим,
а второй – «эволюционные/биоинспирированные» – вспомогательным)*

- с реализацией нечетких отношений между концептами модели и их параметрической оптимизацией на основе эволюционных/биоинспирированных алгоритмов.

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)
 Гибридные нечетко-нейросетевые когнитивные модели со структурно-параметрической гибридизацией
 (признак «нечеткие» – доминирующий, «нейросетевые» – вспомогательный)

Нечетко-нейросетевые когнитивные темпоральные модели (ННКТМ)

Представление многомерных временных рядов (МВР) с учетом взаимовлияния компонентов МВР:

$$S = (S_1, S_2, \dots, S_N), \quad \forall t \in \{1, \dots, T, \dots\} \quad S_t = \begin{cases} s_1^{(t)} = F_1 \left(\varphi_{1,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_1^1)} \right), \dots, \varphi_{1,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_1^N)} \right) \right), \\ \dots \\ s_N^{(t)} = F_N \left(\varphi_{N,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_N^1)} \right), \dots, \varphi_{N,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_N^N)} \right) \right) \end{cases}$$

где S – МВР; $S_t = (s_1^{(t)}, s_2^{(t)}, \dots, s_N^{(t)})$ – временной «срез» МВР в t -й момент времени; $s_j^{(t)}$ – значение j -го компонента МВР в t -й момент времени; L_j^i – максимальное значение временного лага j -го компонента относительно i -го; $\varphi_{i,j}$ – оператор для учета взаимовлияния между j -м и i -м компонентами МВР; F_i – преобразование для получения $s_i^{(t)}$ с учетом нечетких тенденций i -го компонента МВР, $i = 1, \dots, N$, N – число компонентов МВР.

Формализованная постановка задачи анализа и прогнозирования МВР предполагает возможность минимизации ошибок прогнозирования одновременно для всех компонентов МВР и представляется следующим образом:

$$\begin{aligned} \delta S &= (\delta S_1, \delta S_2, \dots, \delta S_N), \\ \delta S &\rightarrow \min, \quad \forall i \in 1, \dots, N \quad \delta S_i \rightarrow \min, \\ \delta S_i &= \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (s_i^{(t)} - s_{i(cur)}^{(t)})^2}, \quad i = 1, \dots, N. \end{aligned}$$

где δS – ошибка прогнозирования МВР в целом; δS_i – ошибка прогнозирования i -го компонента МВР; $s_i^{(t)}$ – эталонное значение i -го компонента МВР; $s_{i(cur)}^{(t)}$ – прогнозное значение i -го компонента МВР; N – число отсчетов МВР.

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Гибридные нечетко-нейросетевые когнитивные модели с параметрической гибридизацией (признак «нечеткие» является доминирующим, «нейросетевые» – вспомогательным)

Нечетко-нейросетевые когнитивные темпоральные модели (продолжение)

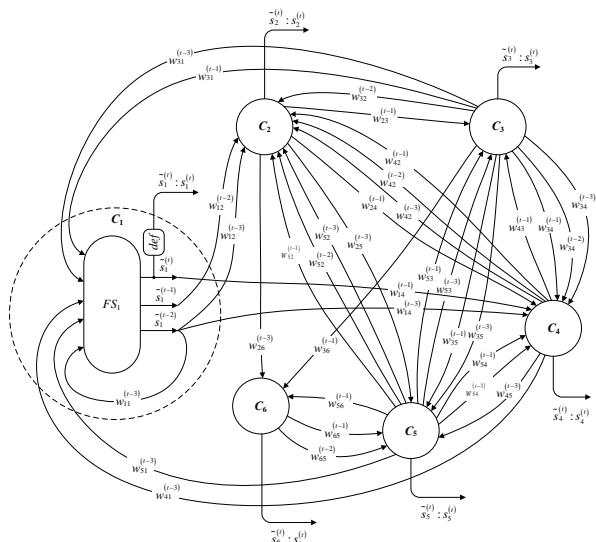


Рис. 1. Структура НККТМ для многомерного прогнозирования состояния городской среды г. Москвы

НККТМ обеспечивает многомерный анализ и учет непосредственного и опосредованного взаимовлияния всех компонентов МВР с их различными временными лагами друг относительно друга, а также их прогнозную оценку в условиях нестохастической неопределенности, нелинейности взаимовлияния, частичной несогласованности и существенной взаимозависимости компонентов МВР.

$$FNCTM = (C, W),$$

$$C = \{C_i \mid i \in 1, \dots, N\}, N = |C|,$$

$$C_i : \tilde{s}_i^{(t)} = F_i(\{(\tilde{s}'_j^{(t-1)}, \dots, \tilde{s}'_j^{(t-L_i^j)}) \mid j \in 1, \dots, N_i\}), i = 1, \dots, N,$$

$$W = \{W_{ij} \mid i, j \in 1, \dots, N\}, W_{ij} = \{w_{ij}^{(t-l_i^j)} \mid l_i^j = 0, \dots, L_i^j\},$$

$$\tilde{s}'_j^{(t-l_i^j)} = \varphi_{ij}(w_{ij}^{(t-l_i^j)}, \tilde{s}_j^{(t-l_i^j)}), l_i^j = 0, \dots, L_i^j,$$

где C – множество концептов НККТМ, соответствующих компонентам МВР; \tilde{F}_i – нечеткое темпоральное преобразование, реализуемое концептом C_i с учетом нечетких тенденций компонента МВР; N – число концептов НККТМ; $\tilde{s}_i^{(t)}$ – прогнозируемое нечеткое значение концепта C_i в t -й момент; $(\tilde{s}'_j^{(t-1)}, \dots, \tilde{s}'_j^{(t-L_i^j)})$ – подмножество входных темпоральных нечетких переменных концепта C_i , связанных с выходными переменными концепта C_j ; N_i – число концептов НККТМ, связанных с концептом C_i ; l_i^j – временной лаг для переменной $\tilde{s}'_j^{(t-l_i^j)}$ концепта C_i , $l_i^j = 0, \dots, L_i^j$; W – множество отношений влияния между парами концептов НККТМ; W_{ij} – подмножество нечетких значений, определяющее набор нечетких степеней влияния $w_{ij}^{(t-l_i^j)}$ концепта C_j на концепт C_i с учетом лага l_i^j ; φ_{ij} – нечеткий оператор для учета степени взаимовлияния выходной переменной концепта C_j на входную переменную концепта C_i .

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Гибридные нечетко-нейросетевые когнитивные модели со структурно-параметрической гибридизацией

Нечетко-нейросетевые когнитивные темпоральные модели (продолжение)

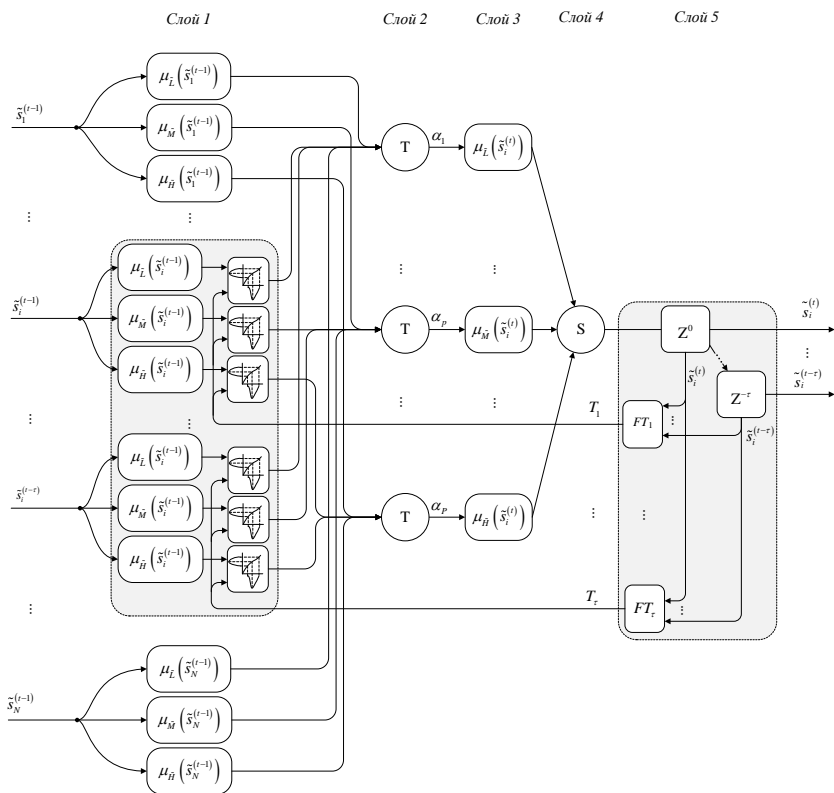


Рис. 1. Структура рекуррентной ANFIS-модели (RecANFIS)

RecANFIS-модели адаптивно настраиваются на особенности конкретных ВР в процессе их прогнозирования, автоматически учитывают динамически изменяемые трендовые составляющие ВР и позволяют решать проблему их нестационарности.

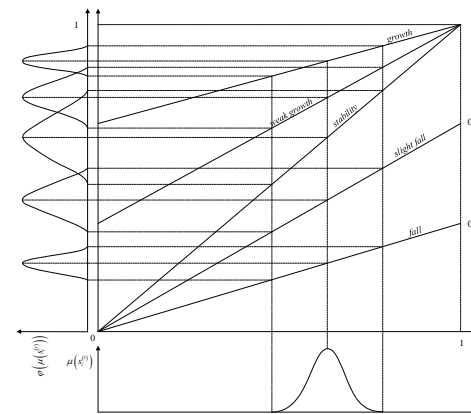


Рис. 2. Иллюстрация применения нечеткого преобразования для идентификации и учета нечетких тенденций

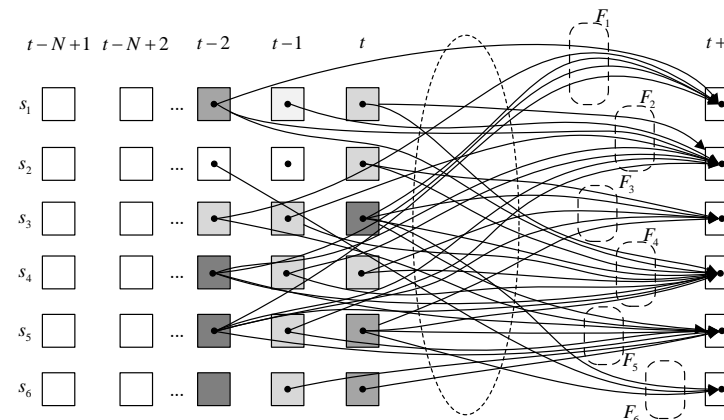


Рис. 3. Схема многомерного прогнозирования состояния городской среды г. Москвы на основе ННКТМ

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Гибридные нечетко-нейросетевые когнитивные модели со структурно-параметрической гибридизацией

Нечетко-нейросетевые когнитивные темпоральные модели (продолжение)



Рис. 1. Иллюстрация результатов многомерного прогнозирования состояния городской среды г. Москвы на основе НККТМ

Табл. 1

Сравнительная характеристика ошибок прогнозирования МВР между ИНС и НККТМ

№	Компоненты МВР	Ошибка прогнозирования, MAPE, %	
		ИНС	НККТМ
1.	Экология городской среды	7,40	6,91
2.	Мощность инфраструктуры городской среды	1,51	0,13
3.	Уровень жизни населения	8,72	9,85
4.	Промышленное потребление топливно-энергетических ресурсов	2,35	1,62
5.	Качество жизни населения	2,12	0,55
6.	Санитарно-эпидемиологическая обстановка	5,35	5,31

Гибридные нечеткие когнитивные модели «с функциональным замещением» для анализа сложных систем и процессов (классификация)

Гибридные нечетко-нейросетевые когнитивные модели со структурно-параметрической гибридизацией (признак «нечеткие» – доминирующий, «нейросетевые» – вспомогательный)

Нечетко-нейросетевые темпоральные сети Петри (ННТСП)

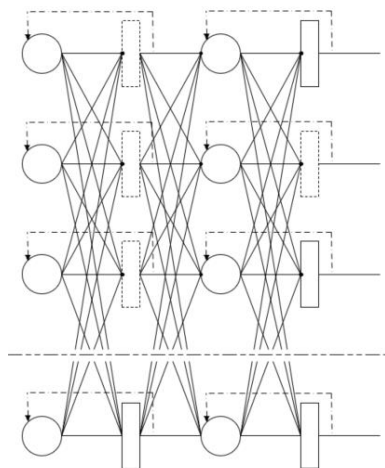


Рис. 1. Обобщенная структура ННТСП

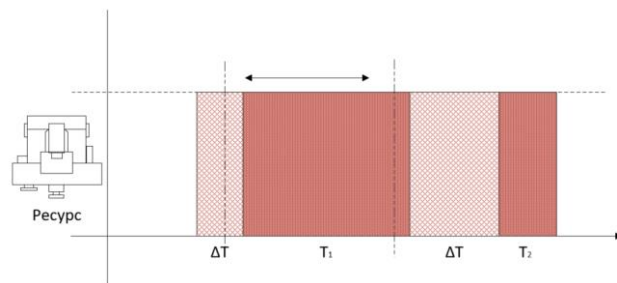


Рис. 2. Пример перераспределения ресурса с использованием ННТСП

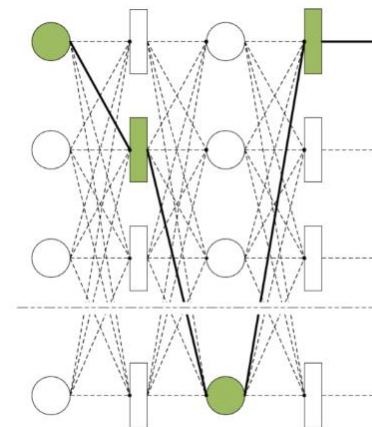


Рис. 3. Пример структуры ННТСП, моделирующей траекторию кибер-физического процесса

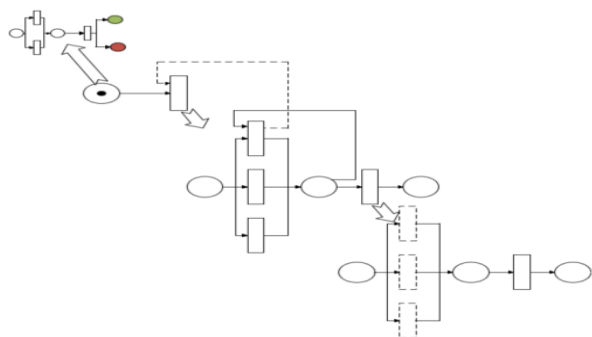


Рис. 4. Фрагмент ТННТСП, иллюстрирующий совместное использование нейро-нечетких элементов и правил темпоральной логики Аллена

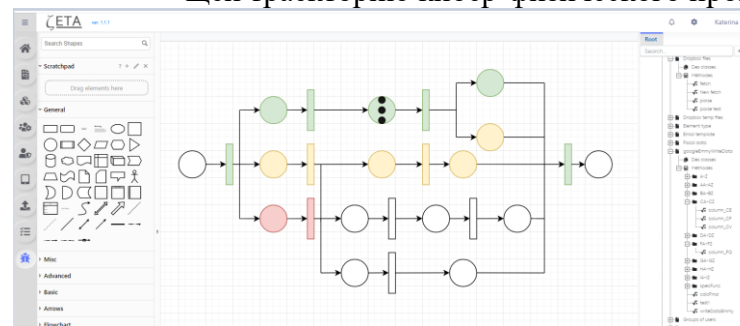


Рис. 5. Экранная форма разработанного приложения

**«Мягкие» модели «с взаимодействием»
(композиционные гибридные модели)**

Постановка задачи композиционного гибридного моделирования сложных технических систем (СТС)

Пусть для СТС Sys имеется способ декомпозиции на взаимосвязанные компоненты:

$$Sys = \{Comp_1, \dots, Comp_N\}.$$

Определено множество значимых признаков компонентов СТС, а также их значения:

$$R = \{R_1, \dots, R_I\}, \quad R_i = \{R_{i,1}, \dots, R_{i,m_i}\},$$

где R_i – i -й признак компонентов СТС; $\{R_{i,1}, \dots, R_{i,m_i}\}$ – совокупность значений R_i .

Каждому компоненту СТС может быть сопоставлена группа требований:

$$\forall Comp_n \in Sys: G_n = \{G_{n,1}, \dots, G_{n,K_n}\}, \quad G_{n,k_n} = \{R_{i,m_i} \mid i = 1, \dots, I, R_{i,m_i} \in R_i\}, \quad k_n = 1, \dots, K_n,$$

где G_n – множество групп требований со стороны n -го компонента СТС; G_{n,k_n} – группа требований со стороны n -го компонента СТС.

Требуется предложить метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС, позволяющий:

- определить типы компонентных моделей для анализа и моделирования компонентов СТС:

$$MComp = \{MComp_1, \dots, MComp_P\},$$

где $MComp_p$ – p -й тип компонентных моделей, $p = 1, \dots, P$;

- выбрать совокупность компонентных моделей на основании сопоставления групп требований к компонентным моделям со стороны компонентов СТС:

$$\forall Comp_n \in Sys: Mcomp_l^p \in Mcomp_p,$$

где $Mcomp_l^p$ – l -я компонентная модель p -го типа, удовлетворяющая требованиям n -го компонента СТС;

- выполнить мониторинг состояния СТС, структурно-параметрическую настройку и изменение типов компонентных моделей для обеспечения требуемой точности моделирования для компонентов СТС: $Val(Mcomp_l^p) \leq Val_{c-req}$, и для СТС $Val(\{Mcomp_l^p\}) \leq Val_{sys-req}$.

Метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС (описание)

Этап 1. Сбор и обобщение информации о СТС.

Этап 2. Выделение компонентов СТС и выявление их значимых показателей.

Этап 3. Создание логической и параметрической моделей СТС.

Этап 4. Обоснование и выбор компонентных моделей для построения композиционной гибридной модели СТС.

Этап 5. Построение компонентных моделей различных типов для описания всех компонентов СТС. Оценка достоверности моделирования компонентов СТС с использованием построенных компонентных моделей.

Этап 6. Формирование структуры композиционной гибридной модели СТС на основе объединения построенных компонентных моделей. Структурно-параметрическая настройка взаимосвязей между компонентными моделями в композиционной гибридной модели СТС.

Этап 7. Мониторинг и проверка состояния компонентов СТС, структурно-параметрическая настройка и изменение типов компонентных моделей в случае необходимости.

Метод ориентирован на особенности СТС в условиях неполноты информации, разнокачественных данных о состоянии и функционировании СТС; отличается от известных сочетанием возможностей аналитического, нейросетевого и нечёткого подходов к построению композиционных гибридных моделей СТС; позволяет осуществлять адаптацию к изменениям системных и внешних факторов, повысить точность моделирования, а также типизировать представление нечётких ситуационных признаков для эффективного управления СТС.

Метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС (продолжение)

Этап 1. Сбор и обобщение информации о СТС (о свойствах и характеристиках СТС; структуре СТС; компонентах СТС; состояниях СТС; взаимосвязях между компонентами СТС; инертности СТС; внешних факторах, влияющих на функционирование СТС).

Этап 2. Выделение компонентов СТС и выявление их значимых показателей.

Шаг 1. Выявление и группирование показателей выделенных компонентов СТС. Показатели компонентов СТС могут быть следующих типов: показатели, характеризующие структуру и свойства компонентов СТС; показатели процессов, значения которых преобразуются и «транслируются» от одного компонента СТС к другому; показатели, характеризующие внешнюю среду компонентов СТС.

Шаг 2. Оценка значимости показателей компонентов СТС. Для оценки значимости показателей, влияющих на функционирование компонентов СТС, можно воспользоваться как результатами собранной информации о СТС, так и методами, использующими экспериментальные данные.

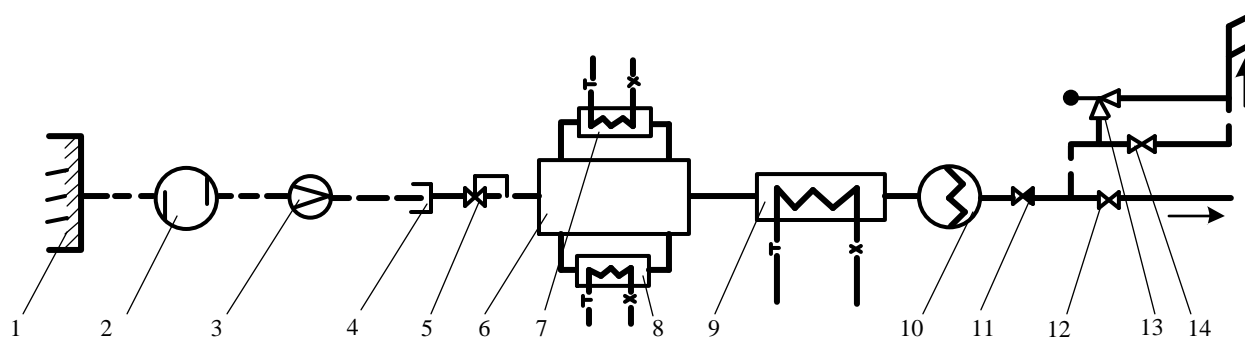


Рис. 1. Компонентная схема турбокомпрессорной воздушной установки

Метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС (продолжение)

Этап 3. Создание логической и параметрической моделей СТС.

Шаг 1. Построение потокового параметрического графа СТС.

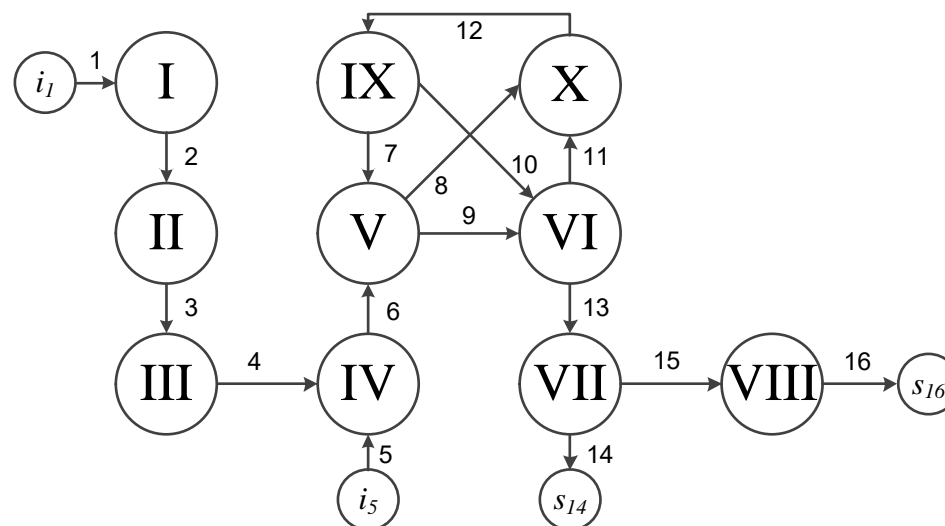


Рис. 1. Пример потокового параметрического графа СТС

I – приемник свободного воздуха; II – фильтр; III – диафрагма мерная; IV – центробежный компрессор; V – промежуточные охладители воздуха; VI – конечный охладитель воздуха; VII – водоотделитель; VIII – обратный и антипомпажный клапан, IX – насос охлаждающей воды, X – охладитель воды. i_1 – атмосферный воздух, i_5 – электрическая энергия для привода компрессора, s_{14} – конденсат, отводимый из сжатого воздуха (газа), s_{16} – сухой сжатый воздух (газ) к потребителю, где i – источник энергоносителя, s – сток

Метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС (продолжение)

Этап 3. Создание логической и параметрической моделей СТС (продолжение).

Шаг 2. Построение матрицы инцидентий СТС

Дуги	Компоненты СТС									
	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX	X
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	-1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	-1	1	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	-1	1	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	-1	1	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	1	0	0	0	-1	0
8	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	1
9	0	0	0	0	-1	1	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	1	0	0	-1	0
11	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	1
12	0	0	0	0	0	0	0	0	1	-1
13	0	0	0	0	0	-1	1	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	-1	1	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0

Шаг 3. Построение матрицы видов связи для СТС

Ветви	Энергоноситель						
	1 ^э	2 ^э	3 ^э	4 ^э	5 ^э	6 ^э	7 ^э
1	1	0	0	0	0	0	0
2	1	0	0	0	0	0	0
3	1	0	0	0	0	0	0
4	1	0	0	0	0	0	0
5	0	0	1	0	0	0	0
6	0	1	0	0	0	0	0
7	0	0	0	1	0	0	0
8	0	0	0	0	1	0	0
9	0	1	0	0	0	0	0
10	0	0	0	1	0	0	0
11	0	0	0	0	1	0	0
12	0	0	0	1	0	0	0
13	0	1	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	1	0
15	0	0	0	0	0	0	1
16	0	0	0	0	0	0	1

Шаг 4. Построение матрицы смежности для СТС

Узлы	Узлы									
	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX	X
I	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
II	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
III	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
IV	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0
V	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1
VI	0	0	0	0	1	0	1	0	1	1
VII	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0
VIII	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
IX	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1
X	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0

Метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС (продолжение)

Этап 4. Обоснование и выбор компонентных моделей.

Шаг 1. Обоснование типов и оценка возможностей компонентных моделей для анализа и моделирования компонентов СТС.

Варианты реализации наборов значений признаков компонентов СТС

Тип компонентной модели	Признаки компонентов СТС			
	R_1	R_2	R_3	R_4
Аналитические модели с четкими параметрами	$R_{1,1}$	$R_{2,1}$	$R_{3,1}$	$R_{4,1}$ OR $R_{4,3}$
Аналитические модели с нечеткими параметрами	$R_{1,1}$	$R_{2,3}$ OR $R_{2,4}$	$R_{3,1}$	$R_{4,1}$
	$R_{1,1}$	$R_{2,3}$ OR $R_{2,4}$	$R_{3,1}$	$R_{4,3}$
ИНС прямого распространения	$R_{1,2}$	$R_{2,1}$	$R_{3,2}$	$R_{4,2}$
Нейро-нечеткие сети	$R_{1,2}$	$R_{2,1}$ OR $R_{2,2}$ OR $R_{2,3}$ OR $R_{2,4}$	$R_{3,2}$	$R_{4,2}$
Нечётко-логические модели	$R_{1,3}$	$R_{2,3}$ OR $R_{2,4}$	$R_{3,3}$	$R_{4,1}$
Нечетко-нейросетевые модели	$R_{1,2}$ OR $R_{1,3}$ OR $R_{1,4}$	$R_{2,1}$ OR $R_{2,2}$ OR $R_{2,3}$ OR $R_{2,4}$	$R_{3,2}$ OR $R_{3,3}$ OR $R_{3,4}$	$R_{4,1}$ OR $R_{4,3}$

- 1) R_1 – представление зависимости между входными и выходными показателями: $\{R_{1,1}$ – в аналитическом виде; $R_{1,2}$ – в виде экспериментальных данных; $R_{1,3}$ – в виде экспертных данных; $R_{1,4}$ – смешанный характер};
- 2) R_2 – представление входных, выходных переменных компонента СТС: $\{R_{2,1}$ – четкие входные и четкие выходные переменные; $R_{2,2}$ – четкие входные и нечеткие выходные переменные; $R_{2,3}$ – нечеткие входные и четкие выходные переменные; $R_{2,4}$ – нечеткие входные и нечеткие выходные переменные};
- 3) R_3 – возможность получения дополнительных данных для уточнения зависимости между входными и выходными переменным, в процессе функционирования: $\{R_{3,1}$ – данные в виде уточняемых параметров аналитической зависимости; $R_{3,2}$ – данные в виде обучающей выборки; $R_{3,3}$ – данные в виде экспертных сведений; $R_{3,4}$ – данные в виде обучающей выборки и в виде экспертных сведений; $R_{3,5}$ – получение каких-либо данных невозможно};
- 4) R_4 – возможность интерпретации зависимости между входными и выходными переменными компонента СТС: $\{R_{4,1}$ – интерпретация возможна; $R_{4,2}$ – интерпретация невозможна; $R_{4,3}$ – интерпретация неважна};

Метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС (продолжение)

Этап 4. Обоснование и выбор компонентных моделей для построения композиционной гибридной модели СТС (продолжение).

Шаг 2. Определение требований к компонентным моделям для анализа и моделирования компонентов СТС.

Каждому из компонентов $Comp_i$ ($i=1, \dots, n$) СТС может быть сопоставлена одна или несколько групп требований к компонентным моделям:

$$Comp_i, \quad i = 1, \dots, n: \{G_{i,1}, G_{i,2}, \dots, G_{i,m_i}\},$$

где m_i – число возможных групп требований к компонентным моделям для представления $Comp_i$.

Пример сопоставления групп требований к компонентным моделям со стороны компонентов СТС

Компоненты СТС	Группы требований	Требования			
		R_1	R_2	R_3	R_4
$Comp_1$	$G_{1,1}$	$R_{1,2}$	$R_{2,1}$	$R_{3,2}$	$R_{4,2}$
	$G_{1,2}$	$R_{1,2}$	$R_{2,3}$	$R_{3,2}$	$R_{4,1}$ OR $R_{4,2}$
$Comp_2$	$G_{2,1}$	$R_{1,3}$	$R_{2,2}$	$R_{3,2}$	$R_{4,1}$
	$G_{2,2}$	$R_{1,3}$	$R_{2,3}$	$R_{3,3}$	$R_{4,1}$
	$G_{2,3}$	$R_{1,2}$	$R_{2,4}$	$R_{3,2}$	$R_{4,2}$
...
$Comp_n$	$G_{n,1}$	$R_{1,1}$	$R_{2,1}$	$R_{3,1}$	$R_{4,3}$
	$G_{n,2}$	$R_{1,2}$	$R_{2,1}$ OR $R_{2,4}$	$R_{3,1}$	$R_{4,3}$

Метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС (продолжение)

Этап 4. Обоснование и выбор компонентных моделей для построения композиционной гибридной модели СТС (продолжение).

Шаг 3. Выбор совокупности компонентных моделей для построения композиционной гибридной модели СТС.

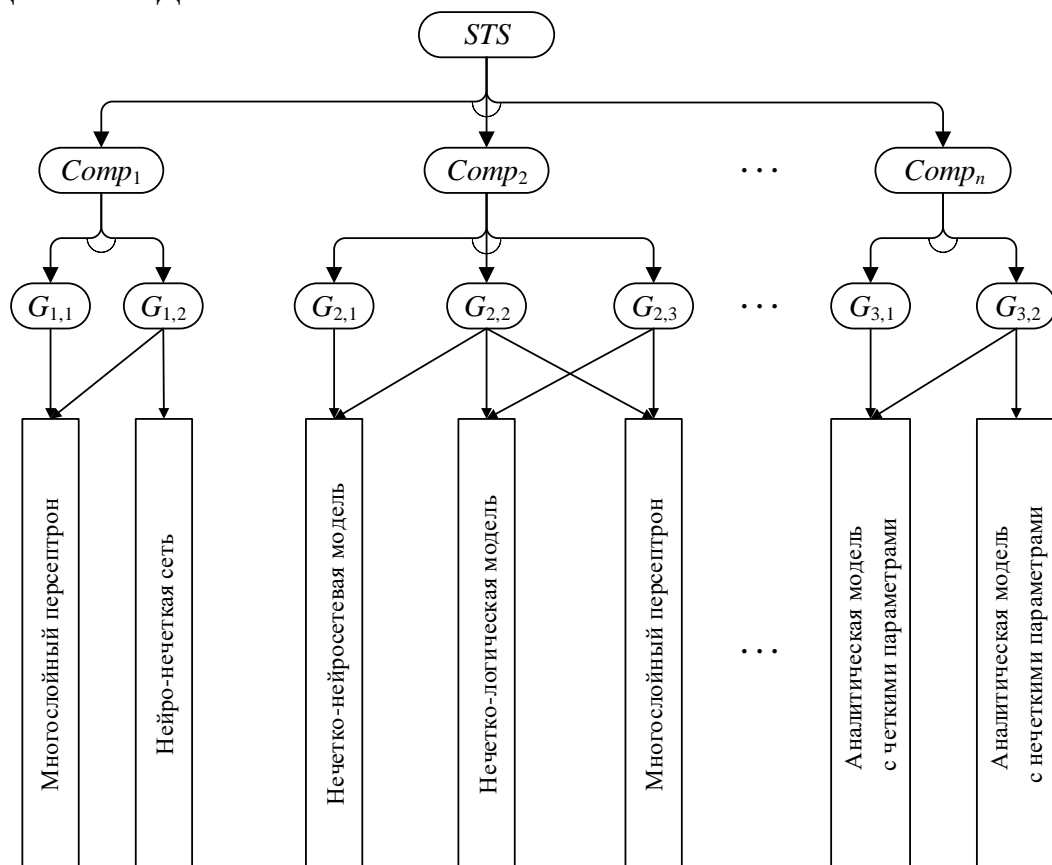


Рис. 1. «Дерево покрытия» СТС компонентными моделями

После определения «дерева покрытия» СТС компонентными моделями осуществляется выбор типа моделей, наиболее рационально позволяющих построить композиционную гибридную модель СТС в целом в соответствии с критериями рационального выбора, например: *максимизация степени пригодности компонентной модели, максимизация минимальной пригодности, максимизация средней пригодности, минимизация мощности «покрытия».*

Метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС (продолжение)

Этап 5. Построение компонентных моделей СТС различных типов:

- аналитические компонентные модели СТС с четкими и нечеткими параметрами;
- нейросетевые компонентные модели СТС;
- нейро-нечеткие компонентные модели СТС;
- нечетко-логические компонентные модели СТС;
- нечетко-нейросетевые компонентные модели СТС.

Для каждого из указанных выше обоснованных типов компонентных моделей предложены и/или усовершенствованы методики их построения и структурно-параметрической настройки.

Компонентные модели для построения модели турбокомпрессорной воздушной установки

Компонент СТС	Обозначение	Тип компонентной модели
Воздуходувка (фильтр)		Аналитическая модель с четкими параметрами
Компрессор		Нейросетевая модель
Теплообменник (охладитель)		Нечетко-логическая модель
Водоотделитель (осушитель воздуха)		Нечетко-логическая модель

Компонент СТС	Обозначение	Тип компонентной модели
Насос		Аналитическая модель с четкими параметрами
Обратный антипомпажный клапан		Нечетко-логическая модель
Расходомер		Аналитическая модель с четкими параметрами

Метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС (продолжение)

Этап 6. Создание композиционной гибридной модели СТС.

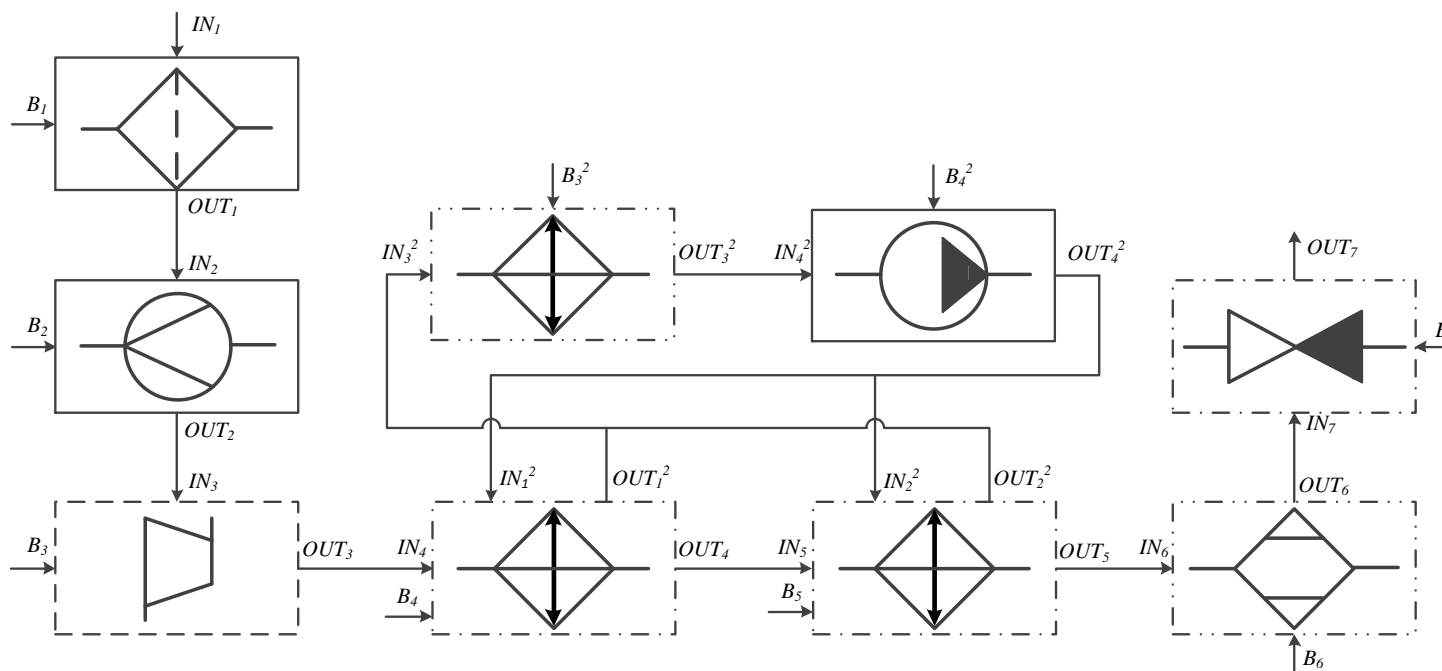


Рис. 1. Структура композиционной гибридной модели турбокомпрессорной установки с одним компрессором

Метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС (продолжение)

Этап 7. Мониторинг состояния компонентов СТС, структурно-параметрическая настройка и изменение типов компонентных моделей.

Идентифицируемые ситуации мониторинга состояния компонентов СТС

Ситуация мониторинга	Характеристика ситуации	Механизм идентификации	Меры по обеспечению точности моделирования
Ситуация 1. Моделирование компонента СТС осуществляется с заданной точностью.	Данные соответствуют результатам моделирования. Отсутствует необходимость параметрической настройки компонентной модели	Периодическое, обусловленное спецификой компонента СТС, сопоставление результатов функционирования и моделирования.	Ситуация не требует принятия каких-либо мер.
Ситуация 2. Постепенное ухудшение точности моделирования компонента СТС.	Данные постепенно изменяются, и перестают соответствовать заданной точности моделирования с используемой компонентной модели	Периодическое сопоставление результатов функционирования и моделирования. Возможна превентивная идентификация ситуации на основе прогнозной оценки ухудшения точности моделирования.	Выбор (из набора ранее построенных и настроенных моделей) компонентной модели и, при необходимости, ее параметрическая донастройка.
Ситуация 3. Кратковременное ухудшение точности моделирования компонента СТС.	Происходит кратковременное ухудшение и последующее обеспечение заданной точности моделирования.	Возможные причины ситуации: нештатная ситуация; сбой оборудования.	Информирование о возникшей ситуации. Анализ причин и учет сведений о возникшей ситуации для донастройки компонентных моделей.
Ситуация 4. Резкое ухудшение точности моделирования компонента СТС.	Происходит резкое ухудшение заданной точности моделирования без последующего ее обеспечения.	Возможные причины ситуации: нештатная или аварийная ситуация; сбой или выход из строя оборудования; резкое изменение внешних факторов.	Информирование о возникшей ситуации и, при необходимости, остановка СТС. Анализ причин и учет сведений о возникшей ситуации.

Метод анализа и композиционного гибридного моделирования СТС (продолжение)

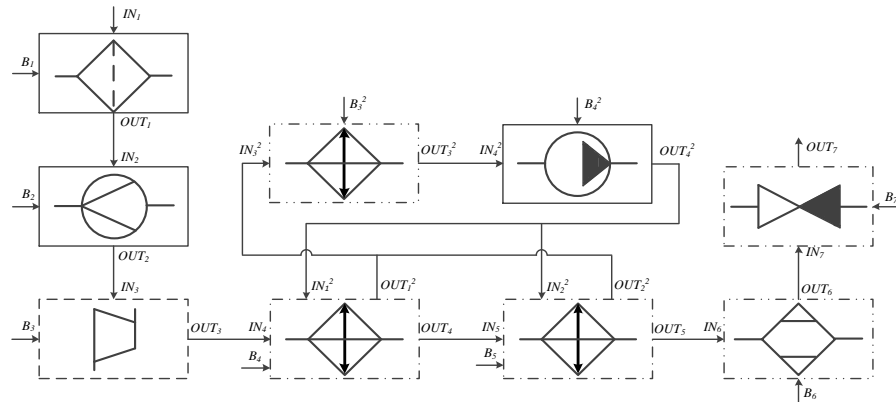
Этап 7. Мониторинг состояния компонентов СТС, структурно-параметрическая настройка и изменение типов компонентных моделей (продолжение).

Примеры эмпирических правил изменения типов компонентных моделей

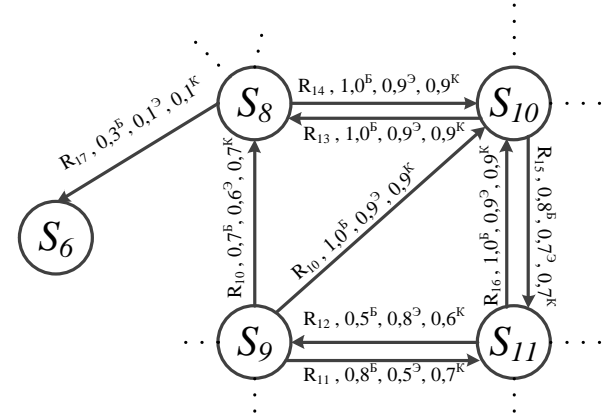
Нейросетевая компонентная модель	→	Аналитическая компонентная модель с четкими параметрами	→	Нейросетевая компонентная модель
Идентификация 1-й ситуации мониторинга состояния компонентов СТС.		Идентификация 2-й, 3-й и 4-й ситуаций мониторинга состояния компонентов СТС.		Идентификация 2-й, 3-й и 4-й ситуаций мониторинга состояния компонентов СТС.
Отсутствие необходимости параметрической настройки компонентной модели.		Возможность параметрической и структурно-параметрической настройки в фоновом режиме на основе постоянно накапливаемой актуальной информации (в виде обучающей выборки) о состоянии и функционировании компонентов СТС (в том числе о нештатных и аварийных ситуациях).		Возможность параметрической и структурно-параметрической настройки в фоновом режиме на основе постоянно накапливаемой актуальной информации (в виде обучающей выборки) о состоянии и функционировании компонентов СТС (в том числе о нештатных и аварийных ситуациях).
Возможность снизить объем и повысить скорость вычислений.		Возможность снизить объем и повысить скорость вычислений.		Возможность снизить объем и повысить скорость вычислений.
Нечётко-логическая компонентная модель	→	Нечетко-нейросетевая компонентная модель	→	Аналитическая компонентная модель с четкими параметрами
Идентификация 2-й, 3-й и 4-й ситуаций мониторинга состояния компонентов СТС.		Идентификация 1-й ситуации мониторинга состояния компонентов СТС.		Идентификация 1-й ситуации мониторинга состояния компонентов СТС.
Возможность параметрической и структурно-параметрической настройки в фоновом режиме на основе постоянно накапливаемой актуальной неопределенной информации (в виде обучающей выборки, состоящих из нечётких примеров) о состоянии и функционировании компонентов СТС (в том числе о нештатных и аварийных ситуациях).		Отсутствие необходимости параметрической настройки компонентной модели.		Отсутствие необходимости параметрической настройки компонентной модели.
		Возможность снизить объем и повысить скорость нечётких вычислений.		Возможность снизить объем и повысить скорость нечётких вычислений.

Метод «мягкого» ситуационного управления СТС на основе композиционного гибридного моделирования

Структура композиционной гибридной модели СТС –
турбокомпрессорной установки с одним компрессором



Фрагмент нечеткой ситуационно-управляющей сети (НСУС)
для «мягкого» ситуационного управления СТС



Примеры описания нечетких ситуаций НСУС для «мягкого» ситуационного управления СТС

Ситуация	Нечеткие ситуационные признаки					
	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6
...
S_8	{0,2; 1,0; 0,2} норма	{0,2; 8,0; 0,4} норма	{0,2; 1,0; 0,2} норма	{0,4; 1,0; 0,2} норма	{0,0; 8,0; 0,2} выше	{0,2; 1,0; 0,0} норма
S_6	{0,8; 0,4; 0,2} ниже	{0,8; 0,2; 0,2} ниже	{0,8; 0,4; 0,2} ниже	{1,0; 0,4; 0,2} ниже	{0,2; 1,0; 0,2} норма	{0,2; 1,0; 0,2} норма
S_{10}	{0,2; 1,0; 0,0} норма	{0,4; 1,0; 0,2} норма	{0,2; 1,0; 0,2} норма	{0,2; 1,0; 0,2} норма	{0,2; 1,0; 0,2} норма	{0,2; 1,0; 0,2} норма
S_{11}	{0,2; 1,0; 0,2} норма	{0,0; 1,0; 0,2} норма	{0,2; 1,0; 0,4} норма	{0,8; 0,4; 0,2} ниже	{0,4; 0,8; 0,2} норма	{0,2; 1,0; 0,4} норма
S_9	{0,2; 0,4; 0,8} выше	{0,0; 0,4; 0,1} выше	{0,0; 0,2; 0,8} выше	{0,0; 0,2; 1,0} выше	{0,2; 0,4; 0,1} выше	{0,2; 0,2; 0,8} норма
...

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 1. Композиционная гибридная нечеткая модель для управления профессиональными рисками

Основой этой композиционной гибридной нечеткой модели является нечеткая когнитивная модель, предназначенная для оценки взаимовлияния системных факторов.

Для оценки профессиональных рисков служат нечеткие продукционные модели, а для согласования и выбора мероприятий по предотвращению/снижению рисков – нечеткие байесовские модели.

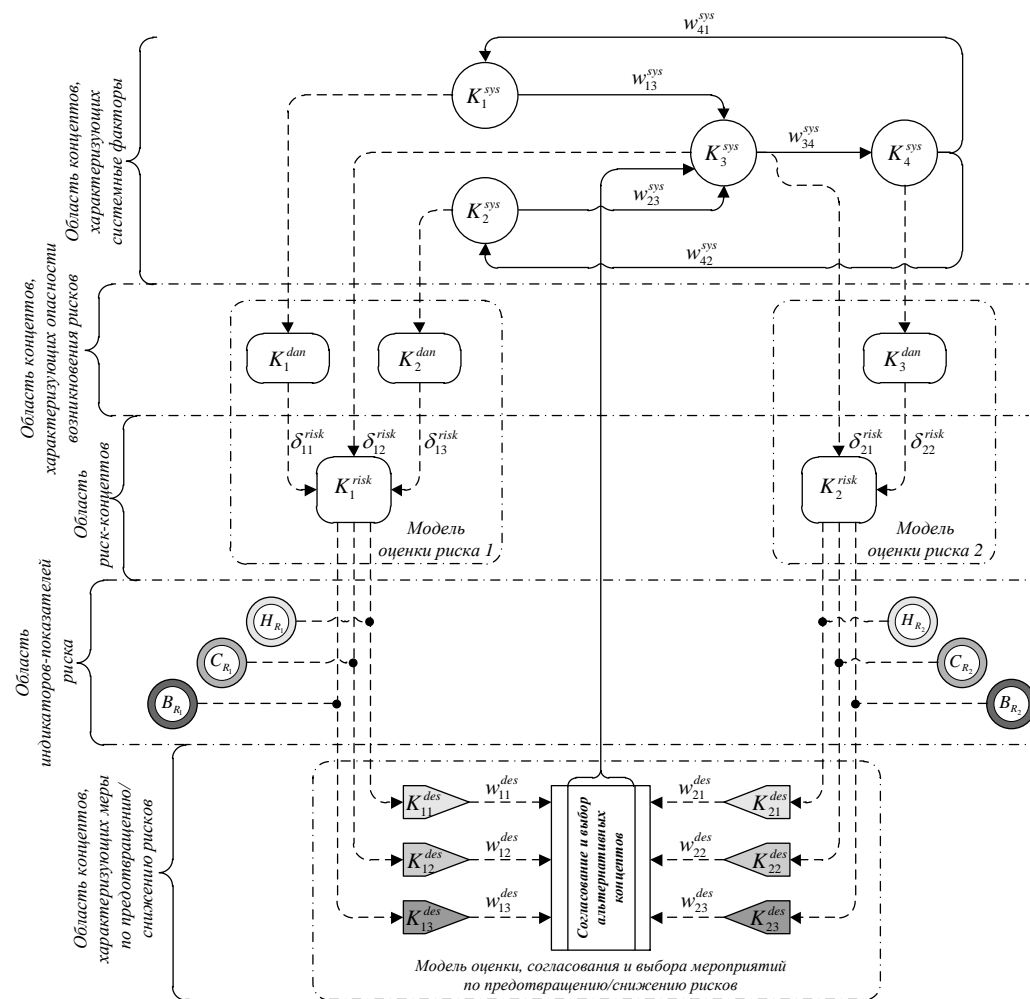


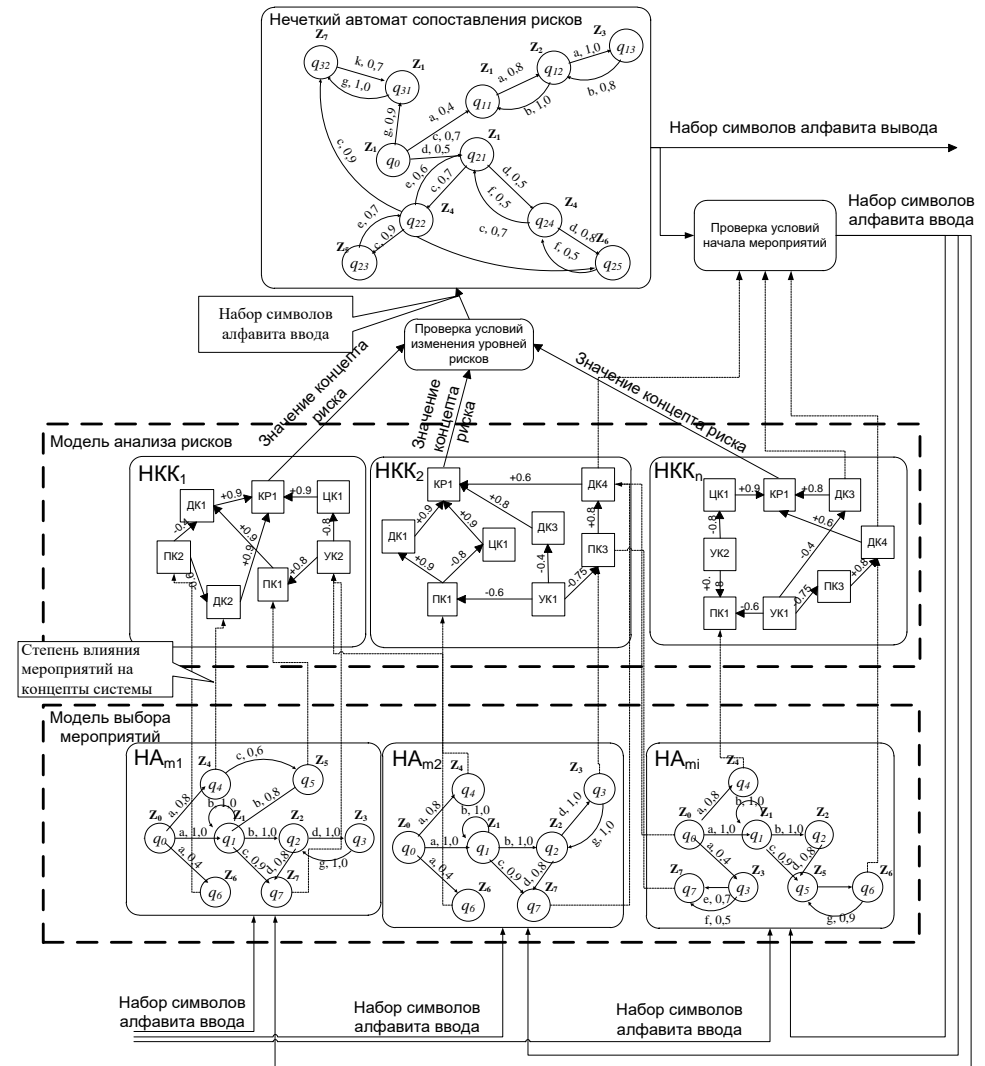
Рис. 1. Структура композиционной гибридной нечеткой модели для управления профессиональными рисками

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 2. Композиционная гибридная нечеткая модель для интеллектуального управления рисками в системах обработки информации на предприятиях нефтеперерабатывающей промышленности (СОИ ПНПП)

Для анализа рисков используются нечеткие когнитивные модели, для выбора мероприятий по снижению рисков и для сопоставления рисков служат нечеткие автоматы.

Рис. 1. Структура композиционной гибридной нечеткой модели для управления рисками в СОИ ПНПП



Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры) Пример 3. Композиционная гибридная нечеткая модель для мониторинга и управления техногенными рисками на предприятиях электронной отрасли (ПЭО)

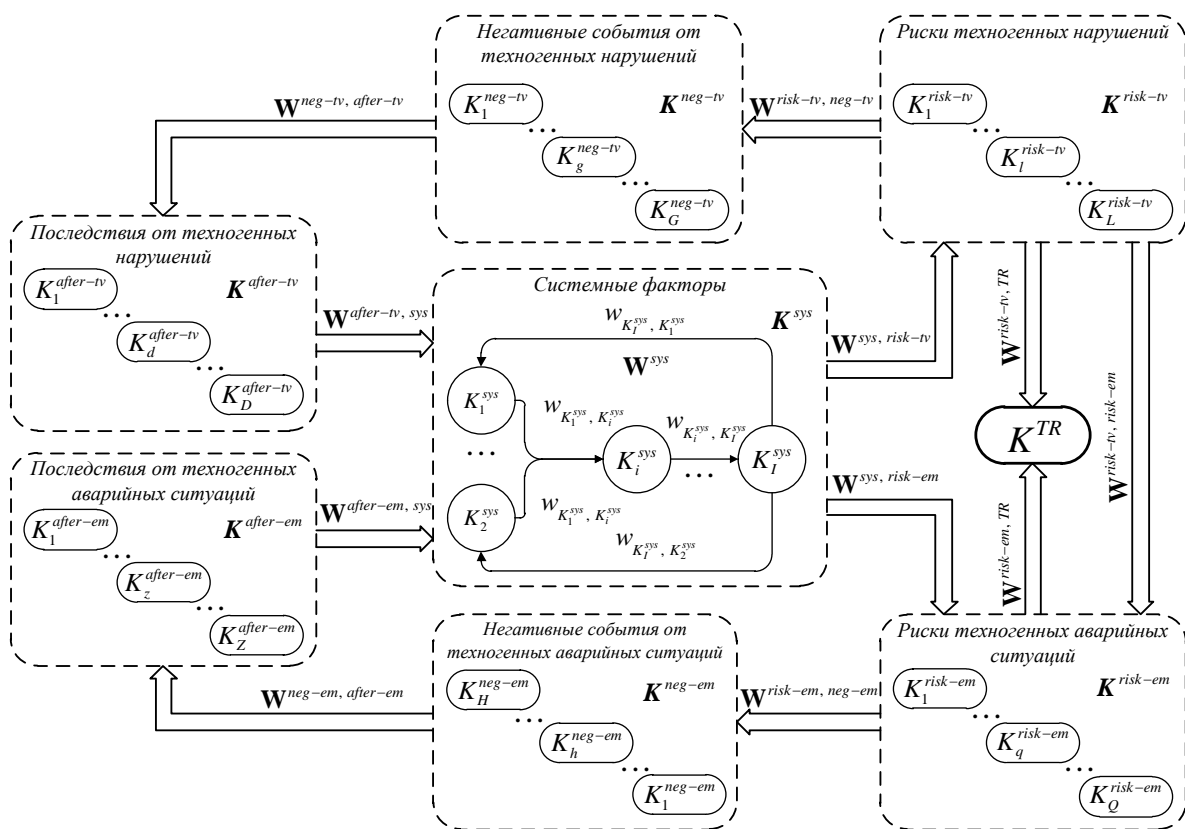


Рис. 1. Структура обобщенной нечеткой когнитивной модели для анализа проблемы мониторинга и управления техногенными рисками на ПЭО

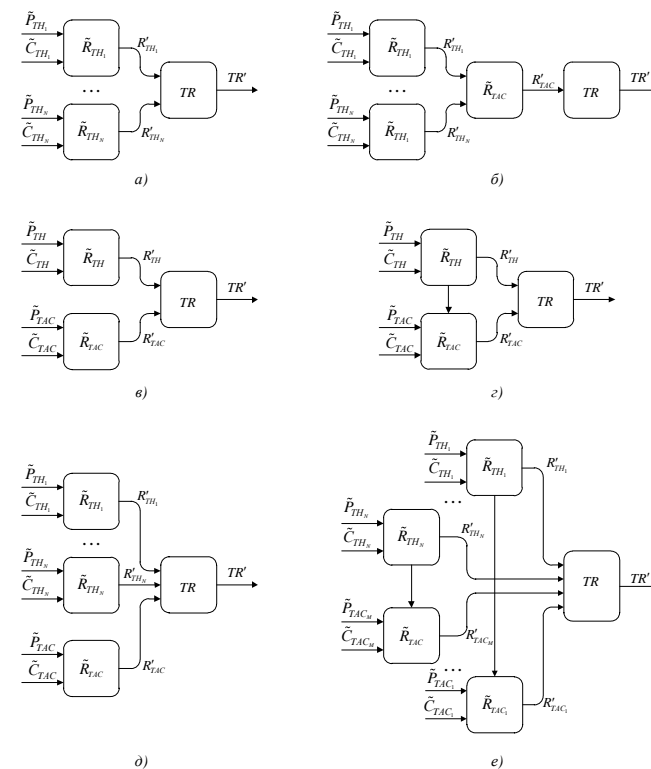


Рис. 2. Структуры нечетких моделей для различных вариантов оценки влияния рисков техногенных нарушений и аварийных ситуаций на техногенный риск ПЭО

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 3. Композиционная гибридная нечеткая модель для мониторинга и управления техногенными рисками на предприятиях электронной отрасли (продолжение)

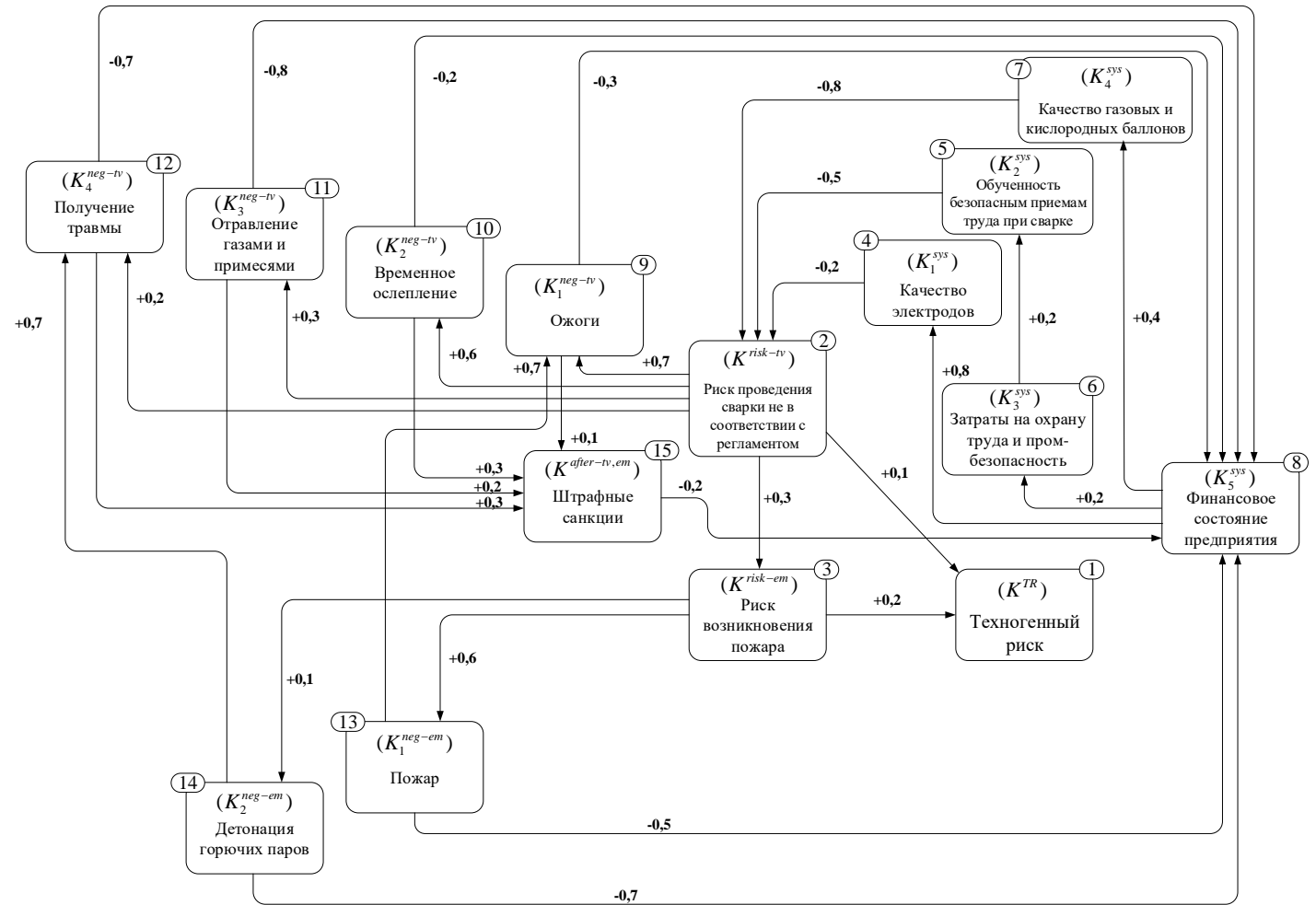


Рис. 1. Нечеткая когнитивная модель оценки техногенных рисков для процесса сварки изделий электронной промышленности

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 4. Композиционная гибридная нечеткая модель оценки энерго- и ресурсосбережения в социотехнических системах (СТС)

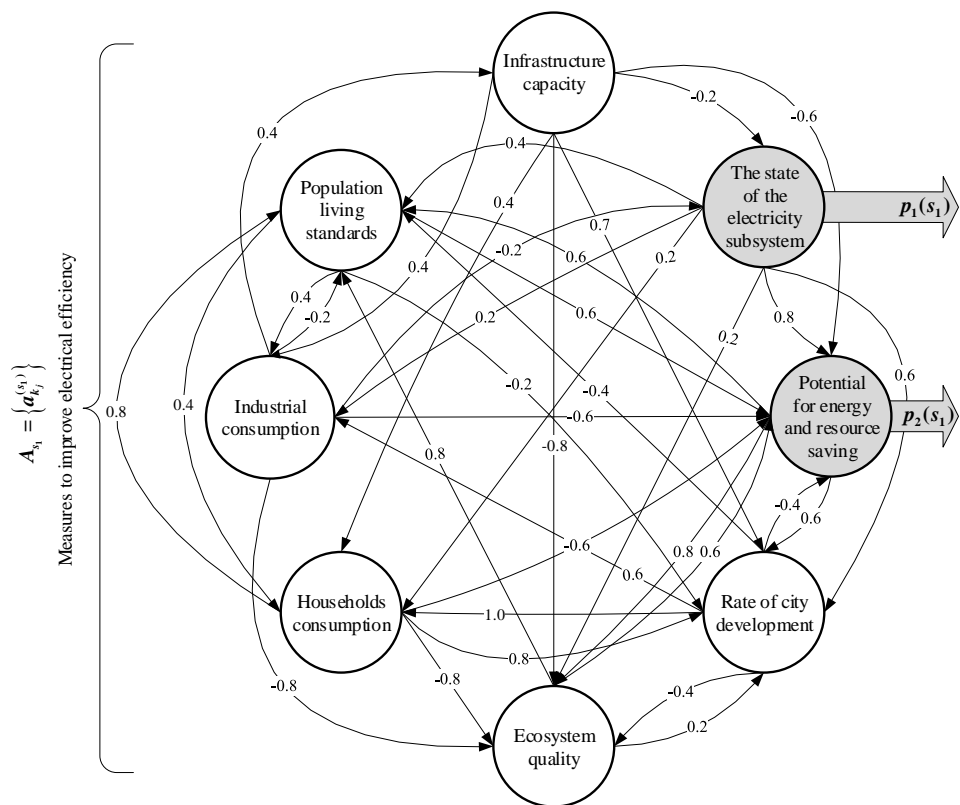


Рис. 1. Нечеткая когнитивная модель оценки воздействия мероприятий $a_{k_j}^{(s_1)} \in A_{s_1}$ на показатели $p_1(s_1)$ и $p_2(s_1)$ подсистемы s_1

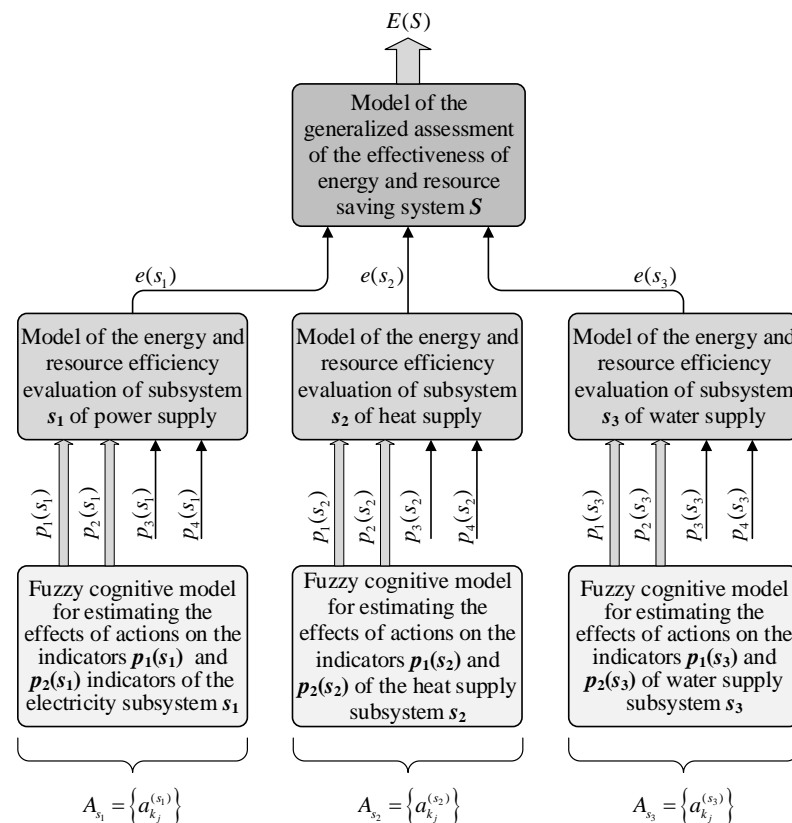


Рис. 2. Структура композиционной гибридной нечеткой модели оценки энерго- и ресурсосбережения в (СТС)

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 5. Композиционная гибридная нечеткая модель для анализа взаимовлияния факторов и оценки готовности формирований МЧС

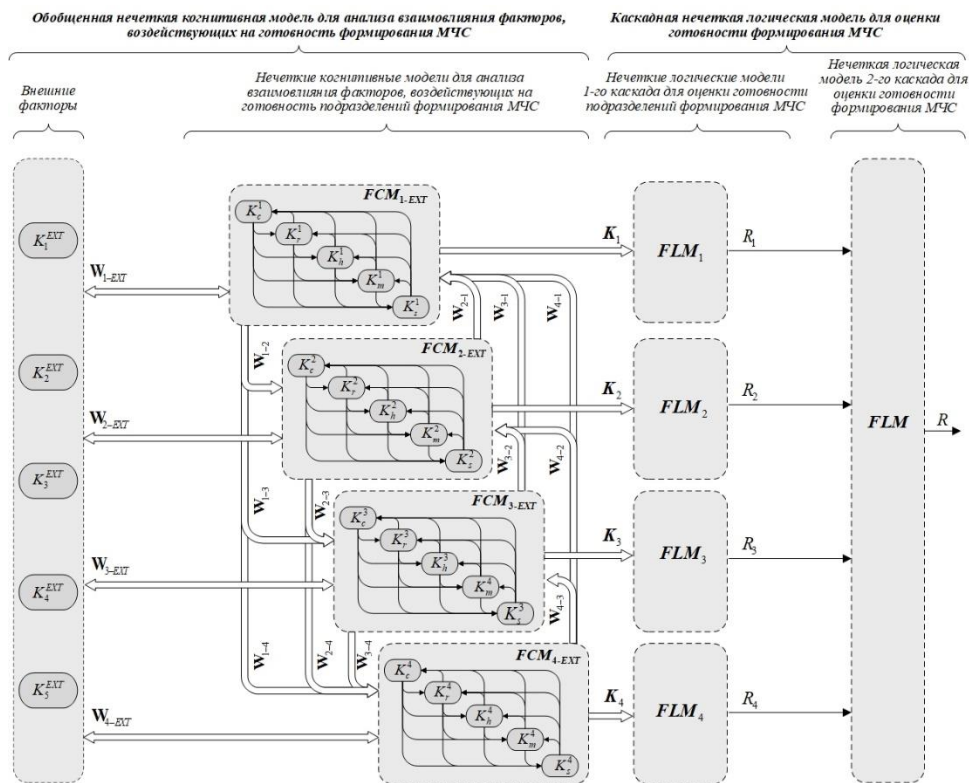


Рис. 1. Структура композиционной гибридной нечеткой модели для анализа взаимовлияния факторов и оценки готовности формирования МЧС

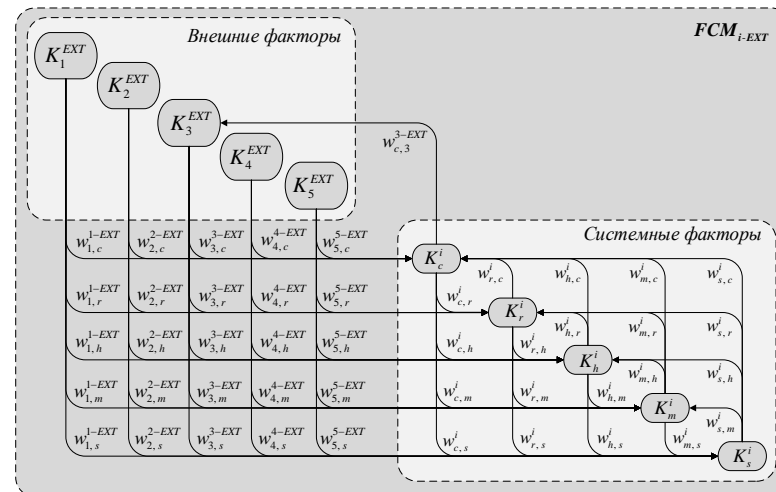


Рис. 2. Детализированный пример взаимовлияния внешних факторов и концептов нечеткой когнитивной модели FCM_{i-EXT}

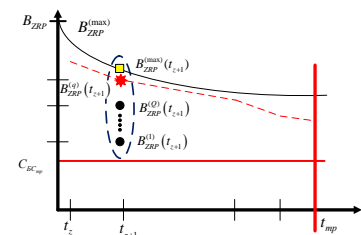


Рис. 3. Моделирование динамики и выбор мероприятий по повышению готовности формирования МЧС

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 6. Каскадно-композиционная модель управления рисками при обеспечении ресурсо- и энергосбережения процессов сложных теплотехнологических систем (СТТС)

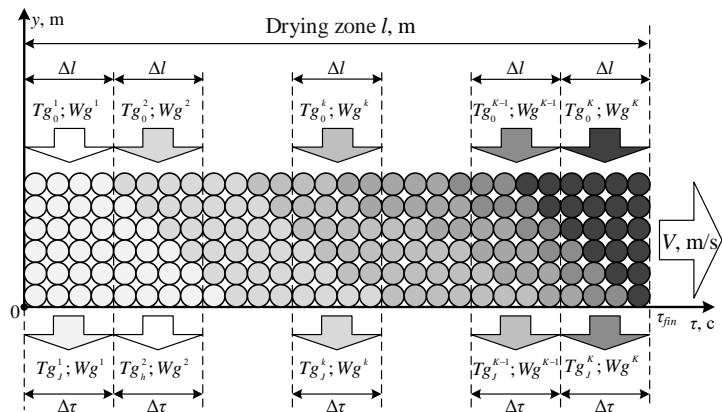


Рис. 1. Химико-электротехнологический процесс обработки рудного фосфоритового сырья в СТТС

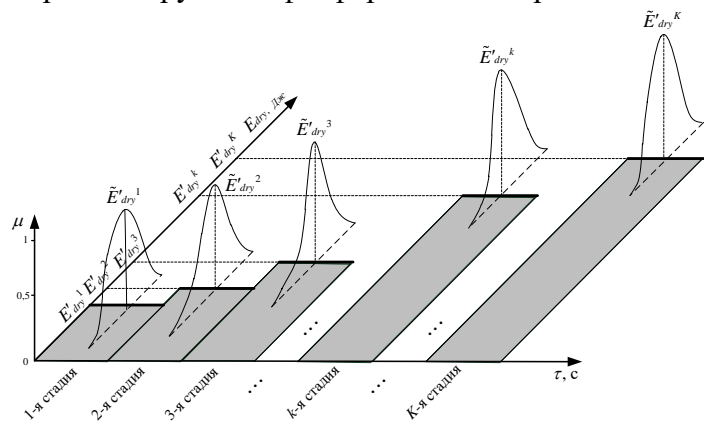


Рис. 4. Результаты оценки ресурсо- и энергосбережения для различных стадий процесса сушки окатышей в обжиговой конвейерной машине при риске $R \leq 0,6$

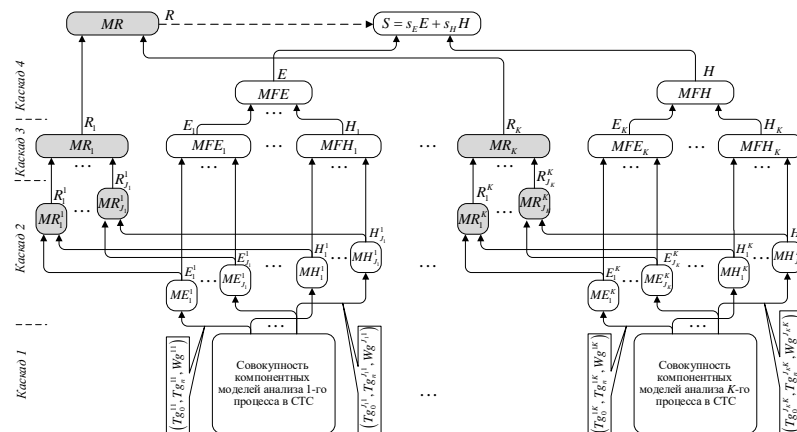


Рис. 2. Каскадно-композиционная модель комплексного управления рисками при обеспечении ресурсо- и энергосбережения процессов в СТТС

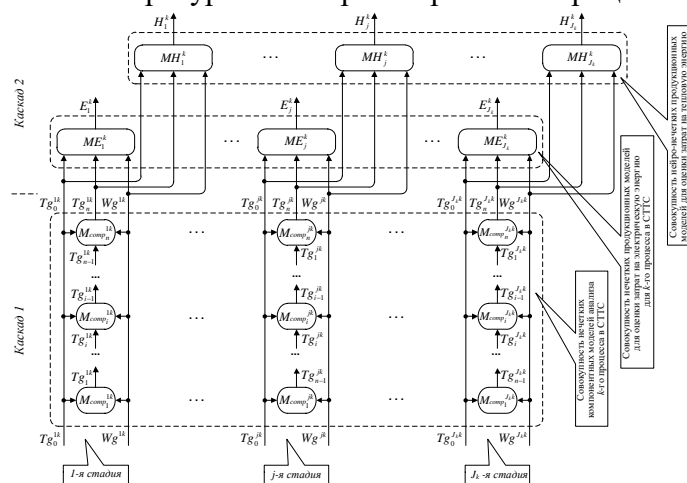


Рис. 3. Организация взаимодействия нечетких компонентных моделей 1-го каскада каскадно-композиционной модели

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 7. Совместное применение нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей для анализа многомерного прогнозирования состояния сложных систем, процессов и проблемных ситуаций

Идея предлагаемого подхода

Совместное использование нечетких онтологических и когнитивных моделей для комплексного анализа и многомерного прогнозирования состояния систем и процессов, обусловленное:

- соответствием атрибутов онтологической модели и концептов когнитивной модели;
- соответствием отношений взаимовлияния между атрибутами онтологической модели и между концептами когнитивной модели;
- соответствием значений атрибутов и концептов, а также значений отношений взаимовлияния в онтологической и в когнитивной моделях.

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 7. Совместное применение нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей (продолжение)

Особенности нечетких темпоральных онтологических моделей

- атрибуты, соответствующие параметрам ее векторного пространства, а также показатели состояния системы, характеризуются (задаются) временными рядами соответствующих четких/нечетких значений, полученными как на основе измерений/оценок, так и на основе их многомерного прогнозирования;
- нечеткая грануляция онтологической модели выполняется на уровне нечетких значений временных рядов этих атрибутов, а также на уровне нечетких значений бинарных отношений взаимовлияния между атрибутами этой модели с различными временными лагами.

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 7. Совместное применение нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей (продолжение)

Фрагмент нечеткой темпоральной онтологической модели

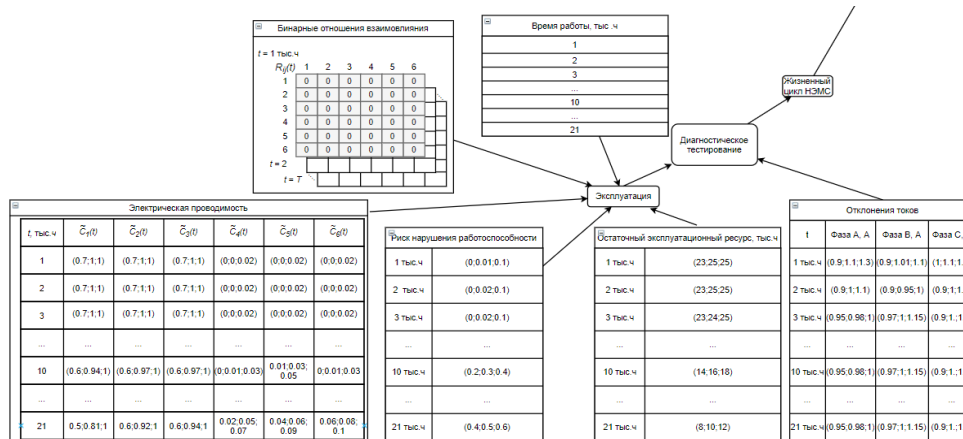


Рис.1. Фрагмент нечеткой темпоральной онтологической модели неоднородной электромеханической системы (НЭМС)

Атрибуты онтологической модели НЭМС – нормированные параметры матриц Грина:

$$G = \begin{pmatrix} C_1 & C_4 & C_3 \\ C_1 & C_2 & C_5 \\ C_6 & C_2 & C_3 \end{pmatrix},$$

где C_1, C_2, C_3 – параметры, характеризующие реакцию НЭМС на воздействия по осям рабочей области векторного пространства НЭМС; C_4, C_5, C_6 – параметры, характеризующие реакцию НЭМС на те же сигналы по оси ортогональной рабочей области НЭМС.

$$C = \{C_i | i=1, \dots, I\},$$

$$C_i = \{\tilde{c}_i(t) | t=1, \dots, T, \dots\}, i=1, \dots, I,$$

$$\forall t \in \{1, \dots, T, \dots\}, \tilde{C}(t) = \left\{ \begin{array}{l} \tilde{c}_1(t) = F_1(\varphi_{1,1}(\tilde{c}_1(t-1), \dots, \tilde{c}_1(t-L_1^1)), \dots, \varphi_{1,I}(\tilde{c}_I(t), \dots, \tilde{c}_I(t-L_1^I))), \\ \dots \\ \tilde{c}_i(t) = F_i(\varphi_{i,1}(\tilde{c}_1(t-1), \dots, \tilde{c}_1(t-L_i^1)), \dots, \varphi_{i,I}(\tilde{c}_I(t), \dots, \tilde{c}_I(t-L_i^I))), \\ \dots \\ \tilde{c}_I(t) = F_I(\varphi_{I,1}(\tilde{c}_1(t-1), \dots, \tilde{c}_1(t-L_I^1)), \dots, \varphi_{I,I}(\tilde{c}_I(t), \dots, \tilde{c}_I(t-L_I^I))) \end{array} \right\},$$

где C – МВР, характеризующий векторное пространство НЭМС; C_i – компонентный временной ряд МВР; I – число компонентов МВР – атрибутов онтологической модели НЭМС; $\tilde{C}(t) = \{\tilde{c}_1(t), \dots, \tilde{c}_I(t)\}$ – «временной срез» нечетких значений МВР в t -й момент времени; $\tilde{c}_i(t)$ – нечеткое значение C_i в момент времени t ; L_j^i – максимальный временной лаг $\tilde{c}_j(t)$ относительно $\tilde{c}_i(t)$; $\varphi_{i,j}$ – оператор для учета влияния $\{\tilde{c}_j(t-1), \dots, \tilde{c}_j(t-L_j^i)\}$ на $\tilde{c}_i(t)$; F_i – преобразование для вычисления $\tilde{c}_i(t)$.

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 7. Совместное применение нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей (продолжение)

Особенности нечетких реляционных темпоральных когнитивных моделей

- сочетают достоинства различных типов нечетких когнитивных моделей и при этом нивелируют основные ограничения анализа и прогнозирования состояния сложных систем, присутствующие известным нечетким когнитивным моделям, а именно:
 - учитывают взаимовлияние параметров с их различными временными лагами относительно друг друга;
 - обеспечивают постоянную оперативную настройку и обучение компонентных моделей для всех параметров в процессе эксплуатации сложных систем.
- позволяют типизировать настройку темпоральных операторов взаимовлияния компонентов МВР и преобразований компонентов МВР за счет:
 - во-первых, «персонализации» моделей системной динамики (для каждой пары непосредственно взаимодействующих концептов – параметров векторного пространства);
 - во-вторых, настройки нечетких отношений влияния между концептами на основе алгоритмов обучения с использованием сформированных обучающих выборок для компонентных временных рядов МВР;
 - в-третьих, вычисления зависимостей между нечетко заданными параметрами в векторно-матричном виде.

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 7. Совместное применение нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей (продолжение)

Нечеткие реляционные когнитивные темпоральные модели (НРКТМ)

Нечеткие реляционные когнитивные темпоральные модели (НРКТМ)

$$FRCTM = \langle C, R \rangle, \quad C = \{c_i \mid i=1..I\}, \quad R = \{R_i \mid i=1..I\},$$

$$R_i = \{\tilde{r}_{ij}(t-l) \mid l=0..L_j^i, j=1..J^i\},$$

$$c_i : \tilde{c}_i(t+1) = \tilde{f}_i\left(\tilde{c}_i(t), \{\tilde{c}_j(t-l), \tilde{r}_{ij}(t-l) \mid l=0..L_j^i, j=1..J^i\}\right), \quad i=1..N,$$

где C – множество концептов НРКТМ; I – число концептов НРКТМ; R – множество нечетких бинарных отношений влияния концептов друг на друга; R_i – подмножество нечетких бинарных отношений влияния концептов, непосредственно воздействующих на концепт c_i ; J^i – число концептов, непосредственно воздействующих на концепт c_i ; L_j^i – максимальное учитываемое значение временного лага (задержки) при влиянии концепта c_j на концепт c_i ; $\tilde{r}_{ij}(t-l)$ – нечеткое бинарное отношение влияния концепта c_j на концепт c_i в момент времени $(t-l)$; $\tilde{c}_i(t+1)$, $\tilde{c}_i(t)$, $\tilde{c}_j(t-l)$ – нечеткие переменные, характеризующие нечеткие значения концептов c_i и c_j в соответствующие моменты модельного времени, с функциями принадлежности $\mu_{\tilde{c}_i(t+1)}(x_i)$, $\mu_{\tilde{c}_i(t)}(x_i)$ и $\mu_{\tilde{c}_j(t-l)}(x_j)$, заданные на своих базовых множествах ($x_i \in X_i$ и $x_j \in X_j$).

Модели системной динамики НРКТМ:

$$\tilde{c}_i(t+1) = \bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} (\tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l)) \right),$$

$$\tilde{c}_i(t+1) = \tilde{c}_i(t) \oplus \left(\bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} (\tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l)) \right) \right),$$

$$\tilde{c}_i(t+1) = \tilde{c}_i(t) \oplus \left(\bigoplus_{j=1}^{J^i} \left(\bigoplus_{l=1}^{L_j^i} (\Delta \tilde{c}_j(t-l) \circ \tilde{r}_{ij}(t-l)) \right) \right),$$

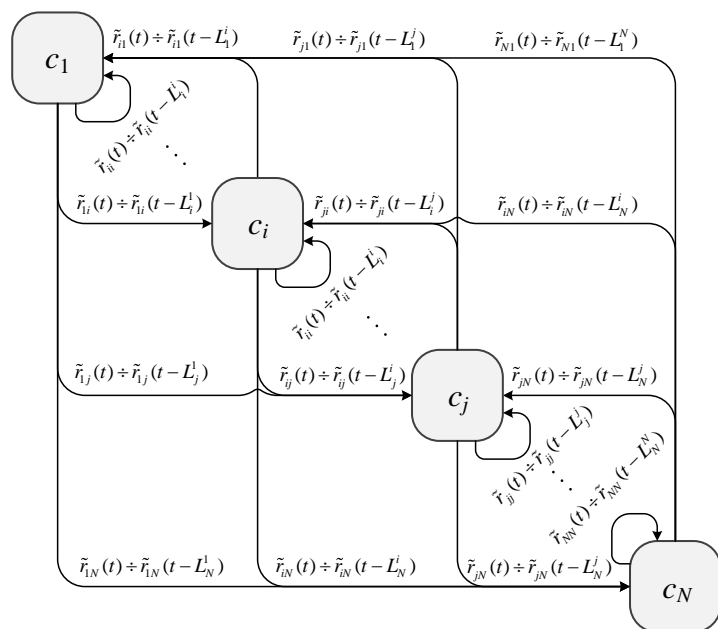


Рис. 1. Структура нечеткой реляционной когнитивной темпоральной модели

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 7. Совместное применение нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей (продолжение)

Многомерное прогнозирование параметров векторного пространства НЭМС

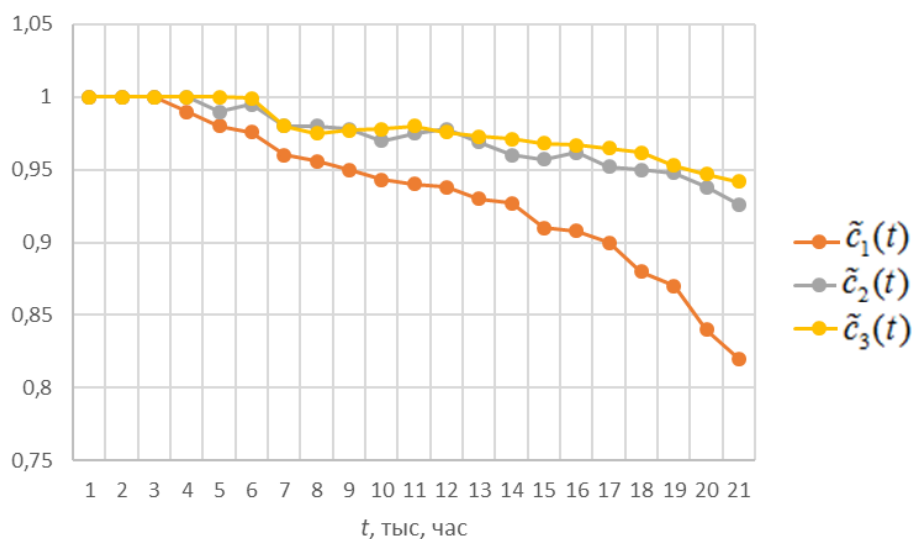


Рис. 1. Прогнозирование собственных электрических проводимостей фаз при эксплуатации НЭМС

На рисунках 1 и 2 проиллюстрированы дефазифицированные результаты моделирования и прогнозирования параметров векторного пространства НЭМС с использованием предложенных нечетких реляционных темпоральных когнитивных моделей и моделей системной динамики на примере асинхронного электродвигателя 4А200М6У3.

Погрешность многомерного прогнозирования с использованием предложенных моделей по всем параметрам векторного пространства для асинхронного электродвигателя 4А200М6У3 не превышает 7,2%.

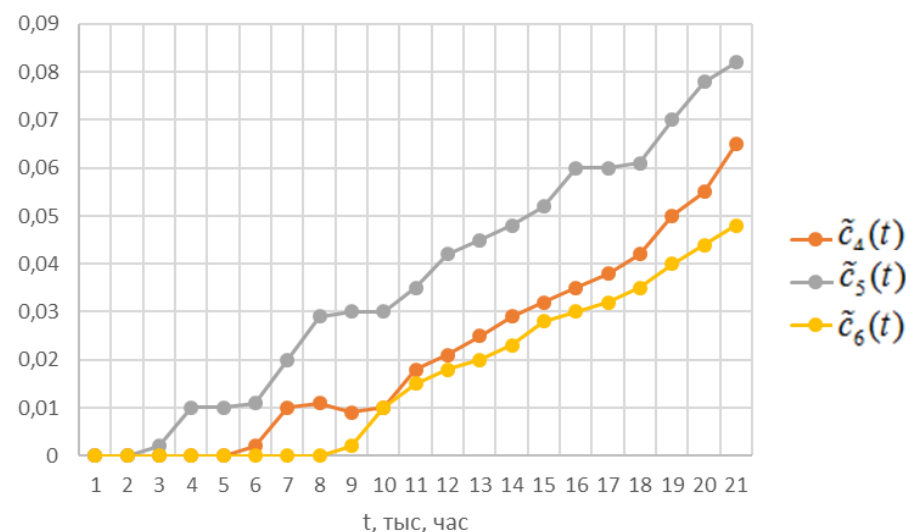


Рис. 2. Прогнозирование взаимных электрических проводимостей ортогональных фаз при эксплуатации НЭМС

Композиционные гибридные нечеткие модели «с взаимодействием» для комплексных задач анализа систем и процессов (примеры)

Пример 7. Совместное применение нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей (продолжение)

Прогнозная оценка состояния и рисков нарушения работоспособности НЭМС

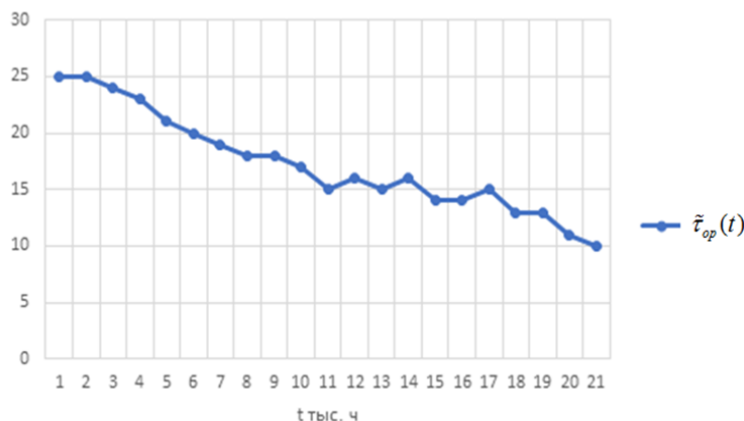


Рис. 1. Прогнозная оценка остаточного эксплуатационного ресурса НЭМС

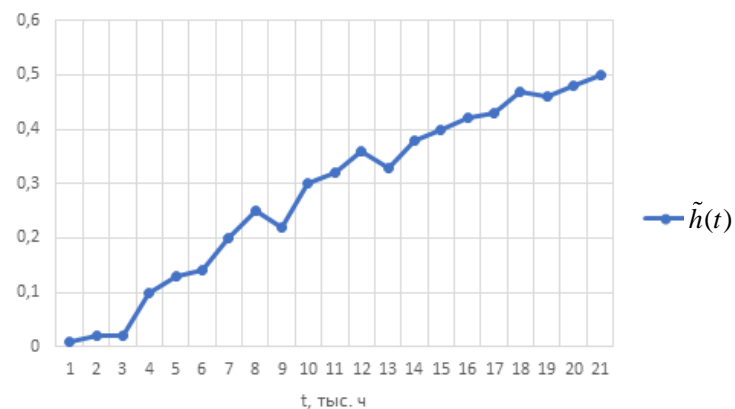


Рис. 2. Прогнозная оценка рисков нарушения работоспособности НЭМС

Для анализа состояния НЭМС в нечеткой онтологической модели формируются темпоральные матрицы текущих отклонений значений этих параметров в относительных единицах:

$$\Delta \mathbf{G}(t) = \frac{1}{\tilde{c}_i(t)} \text{abs}(\mathbf{G}(0) - \mathbf{G}(t)), \quad t = 1, \dots, T, \dots$$

В качестве показателей, характеризующих состояние НЭМС, используется показатель его остаточного эксплуатационного ресурса, временной ряд которого представляется в виде:

$$\tilde{t}_{op}(t) = \left(\frac{1}{\max \|\Delta \mathbf{G}(t)\|} - 1 \right) t, \quad t = 1, \dots, T, \dots,$$

а в качестве показателя, характеризующего риски нарушения работоспособности НЭМС, рассматривается показатель:

$$\tilde{h}(t) = \max \|\Delta \mathbf{G}(t)\|, \quad t = 1, \dots, T, \dots$$