

УДК 517.9; 621.317

А.А. МОРОЗОВ, В.П. КЛИМЕНКО, А.Л. ЛЯХОВ, С.П. АЛЕШИН

**СОСТОЯНИЕ И ПЕРСПЕКТИВЫ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ
СППР В СЛОЖНЫХ СОЦИОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ**

Abstract. In the article the analysis of the modern state of design of difficult sociotechnical systems is given on the basis of artificial neuron networks. The results of analysis allowed to see the strong and weak sides of application of intellectual technologies of construction of systems of support of making decisios for different subject domains. It is shown degree of theoretical and applied development of questions of using teachable neuron networks during classification of states, prognostication of conduct and management difficult sociotechnical objects. Approaches and directions of reseaches, allowing to extend an application of neuronetworks technologies for the productive management difficult objects.

Key words: artificial neuron network, difficult sociotechnical system, recognition, prognostication, teaching, adaptation.

Анотація. У статті дається аналіз сучасного стану моделювання складних соціотехнічних систем на основі штучних нейронних мереж. Результати аналізу дозволили побачити сильні і слабкі сторони застосування інтелектуальних технологій побудови систем підтримки прийняття рішень для різних предметних напрямів. Показано ступінь теоретичної і прикладної розробки питань застосування нейронних мереж при класифікації станів, прогнозуванні поведінки й управлінні складними соціотехнічними об'єктами. Запропоновані підходи і напрями досліджень, які дозволяють розширити сферу застосування нейромережевих технологій для продуктивного управління складними об'єктами.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, складна соціотехнічна система, розпізнавання, прогнозування, вчення, адаптація.

Аннотация. В статье дается анализ современного состояния моделирования сложных социотехнических систем на основе искусственных нейронных сетей. Результаты анализа позволили увидеть сильные и слабые стороны применения интеллектуальных технологий построения систем поддержки принятия решений для различных предметных областей. Показана степень теоретической и прикладной разработки вопросов применения нейронных сетей при классификации состояний, прогнозировании поведения и управлении сложными социотехническими объектами. Предложены подходы и направления исследований, позволяющие расширить область применения нейросетевых технологий для продуктивного управления сложными объектами.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, сложная социотехническая система, распознавание, прогнозирование, обучение, адаптация.

1. Введение

В условиях социально-экономических преобразований управление экономическими регионами, предприятиями, фирмами, вузами, коллективами (назовем их сложными социотехническими системами (ССТС)) [1, 3–12, 16, 17, 21, 26–28, 90] имеет определяющее значение для успешного развития государства и общества. В течение последних десятилетий вопросы эффективного управления ССТС занимают одно из центральных мест в дискуссиях об оптимальном управлении. Катализирующим фактором, обуславливающим интерес к этой проблеме, явился революционный прорыв в развитии информационных технологий и компьютерных систем. За последние два десятилетия компьютеризация всех сфер общественной жизни стала тотальной. При этом быстрыми темпами улучшаются технические характеристики вычислительной техники: тактовая частота, объем оперативной и долговременной памяти, разрядность магистралей обмена данными, эргономичный интерфейс, удобные алгоритмические языки и т.д. Наряду с традиционной архитектурой фон Неймана все большую популярность приобретают компьютерные технологии на основе искусственного интеллекта и нейронных сетей архитектуры Розенблатта-Хинтона. Они

обладают колоссальными потенциальными возможностями решения задач многофакторного анализа данных, глубокого прогнозирования поведения сложных систем, распознавания образов при неполных и зашумленных данных и др. Эти свойства являются основой для создания эффективных автоматизированных систем поддержки принятия решений в управлении сложными объектами, что в современных рыночных отношениях является важнейшим, основополагающим условием эффективности и конкурентоспособности.

С другой стороны, практическая реализация отмеченных возможностей требует учитывать ряд объективных проблем, с которыми сталкиваются разработчики при проектировании систем поддержки принятия решений управления ССТС. Эти проблемы порождаются многообразием и сложностью объектов исследования и сегодня в них можно выделить значительную группу, анализ данных в которых, диагностика состояний, прогнозирование поведения и управление не могут быть выполнены традиционными методами и средствами автоматизации. Это связано со следующими обстоятельствами:

1. Невозможностью получения формализованного математического описания процессов функционирования, а, следовательно, и невозможностью использования традиционных проектных процедур и операций автоматизации, основанных на применении методов оптимального проектирования.

2. Случайным характером изменения среды функционирования указанных объектов, в которой возможны как прогнозируемые изменения параметров, так и форс-мажорные события.

3. Практической невозможностью или экономической нецелесообразностью (дороговизной) непрерывного измерения технологических параметров объектов и возмущающих воздействий со стороны среды функционирования.

В качестве некоторых, наиболее характерных, примеров такого рода ССТС и связанных с ними задач классификации, прогнозирования и управления, можно назвать:

1. Автоматизированную систему управления качеством образования в вузе. Здесь необходимо учесть большое количество факторов, сложность формализации взаимосвязей субъектов и их индивидуальные особенности. В настоящее время автоматизированы отдельные фрагменты (документооборот, составление расписания, планирование нагрузки преподавателей, учет успеваемости и др.), но полной автоматизации всех процессов еще не достигнуто. Наиболее сложной здесь видится задача прогнозирования и коррекции динамики индивидуальной образовательной траектории субъекта.

2. Автоматизированную систему принятия решений в управлении высокоточным оружием. Здесь наиболее сложная задача классификации текущего состояния в реальном масштабе и распознавание мешающих факторов. Одной из причин сложности этой задачи является наличие преднамеренных факторов, активно направленных на разрушение рабочих алгоритмов системы. Применение обучаемых нейронных сетей в данной ситуации может быть весьма эффективно, поскольку они способны классифицировать и прогнозировать при зашумленных, неполных и искаженных данных.

3. Систему поддержки принятия решений в здравоохранении при лечении больных, где задачи дифференциальной диагностики состояния, динамики его изменения и влияние факторов

(препаратов, процедур) решаются в единстве. Необходимо обеспечить не только нужную динамику лечения, но и минимизировать негативное побочное влияние для достижения допустимого баланса терапевтического эффекта и вредного побочного воздействия на состояние субъекта. Нейронная сеть способна находить самые сложные отображения воздействий на состояния при наличии представительной выборки примеров, что для данной предметной области – не проблема.

Для управления такими ССТС перспективны быстро развивающиеся технологии искусственных нейронных сетей, обладающие следующими неоспоримыми и важными для практического использования преимуществами:

- нейросети являются адаптивными самообучающимися системами, извлекающими на примерах информацию из реальных процессов, которые динамически промоделировать достаточно трудно, а зачастую, просто невозможно, т.к. они часто содержат значительный массив скрытых, неконтролируемых, неполных и зашумленных параметров и взаимных связей между ними;

- их применение позволяет решать задачи, которые трудно или невозможно решить традиционными методами в силу отсутствия формализованных математических описаний процессов функционирования;

- обладают ассоциативной памятью и в процессе работы накапливают и обобщают информацию, от чего эффективность их со временем возрастает;

- их использование базируется на обучении нейросети для извлечения информации из опытных данных, что обеспечивает объективность результатов и повышает их надежность и достоверность.

Несмотря на большие возможности нейросетей, теория их применения для решения практических задач в управлении ССТС далека от совершенства и имеет ряд нерешенных теоретических проблем.

Следует подчеркнуть взаимосвязь размерности входного вектора, мощности обучающей выборки с числом элементов в скрытых слоях, значениями ошибок обучения и обобщения, временем итерационного процесса, формы поверхности ошибки отклика сети. И сегодня пока еще нет строгого теоретического обоснования сходимости процесса обучения сети за конкретное число циклов. Существующие доказательства базируются на решении систем дифференциальных уравнений в конечных разностях, когда приращения весовых коэффициентов и размеры шага устремлены к нулю, а время обучения – к бесконечности. Для практики управления ССТС такие условия не приемлемы, поэтому в каждой конкретной задаче предстоит искать собственное решение на основе конструктивного компромисса между сложностью сети, состоятельностью результатов и временем решения.

Нерешенной проблемой при использовании искусственных нейронных сетей при анализе ССТС является задача сходимости алгоритмов обучения при мультимодальной поверхности сигнала отклика сети. При многомерном входном векторе требуется значительное число нейронов в скрытом слое для адекватного отображения искомой функциональной зависимости «вход – выход» по массиву примеров из обучающей выборки. Но каждый скрытый нейрон вносит свой вклад в форму поверхности ошибки, усложняя ее форму. А большинство из распространенных

алгоритмов обучения сводятся к градиентным методам поиска минимума целевой функции и обладают рядом недостатков, не гарантирующих обучение нейронных сетей за приемлемое время.

Следовательно, проектирование систем управления сложными объектами предстоит осуществлять в условиях, которым характерны отсутствие единых подходов, цельной методологии подготовки данных, выбора архитектуры сети, универсальных информационно-аналитических моделей, быстрых и надежных алгоритмов обучения и программного обеспечения, а также недостаточный уровень квалификации (компетентности) исполнителей проектов. Это подчеркивает актуальность возникающих задач при построении моделей ССТС и подтверждает важность рассматриваемых вопросов для проектирования систем поддержки принятия решений с использованием интеллектуальных технологий.

2. Степень научной разработанности проблемы

Информационные технологии на основе искусственного интеллекта и нейронных сетей активнейшим образом проникают во все сферы жизни общества и становятся тем инструментом, с помощью которого успешно решаются вопросы эффективного управления материальными, финансовыми, военными ресурсами [1–12, 21, 26, 27, 34]. Это касается промышленных предприятий, мониторинга рынка и прогнозирования продаж [18, 32, 48], продуктивного управления агропромышленным комплексом [11, 19], поиска и классификации полезных ископаемых [1, 2, 84, 85], отождествления и классификации в криминалистике и судопроизводстве [3, 4, 6, 83, 87, 88], построения систем менеджмента качества высшего образования [12, 17], автоматизации процессов в промышленном производстве [51, 54, 86], надежности медицинской и технической диагностики [5, 7–9, 45, 89], автоматизированных систем поддержки принятия решений [4, 21, 26, 71, 73] и др.

Разработкой, теоретическим обоснованием и внедрением информационных технологий на основе искусственного интеллекта для эффективного управления занимались отечественные и зарубежные ученые, в частности: В.М. Глушков, А.Н. Колмогоров, Н.Я. Винер, У.Р. Эшби, Ф. Уоссерманн, С. Хайкин, Ф. Розенблатт, Т. Кохонен и др. [10–12, 22, 32–39, 43–52]. Усилия ученых позволили высветить, обосновать и развить системные аспекты базовых проблем применения искусственного интеллекта при решении практических задач:

- основополагающие принципы и методы прикладной теории искусственного интеллекта в социальных и технических системах (В.М. Глушков, А.Н. Колмогоров, Н.Я. Винер, С. Хайкин, А.А. Морозов, Ю.И. Журавлев, М.М. Бонгард и др.);

- подходы к проектированию и моделированию социальных и технических систем (А.А. Морозов, Г.Е. Кузьменко, В.А. Литвинов, Г.С. Теслер, Н.Г. Загоруйко, В.П. Беспалько, В.В. Давыдов, М.М. Поташник, Г.В. Скок и др.);

- прикладная теория управления интеллектуальными производственными системами (М.С. Каган, В.В. Казимир, В.В. Краевский, Э.Г. Юдин и др.);

- концепция применения ситуационных центров как систем поддержки принятия решений для объектов повышенного риска: оборона, космос, ядерная энергетика (А.А. Морозов, Г.Е. Кузьменко, В.В. Вишневский, В.А. Литвинов, А.Н. Серебровский и др.);

– методы и алгоритмы многоуровневой дифференциальной диагностики в медицине и технике (Т.Г. Глазкова, Ю.И. Неймарк, С.Н. Брайнес, П.Е. Кунин, С.И. Даниленко, Л.Д. Линденбратен и др.);

– идеи оперативного многофакторного анализа данных в задачах классификации полезных ископаемых (Ю.И. Журавлев, Ш.А. Губерман, М.М. Бонгард и др.);

– комплексная квалиметрия базовых процессов сложных систем (В.С. Симанков, Н.А. Селезнева, А.И. Субетто, Г.П. Щедровский и др.);

– методология, принципы и аналитические алгоритмы в криминалистике при решении задач классификации почерков, биометрической идентификации субъектов, распознавания фальсифицированных документов, ценных бумаг, денежных знаков и др. (А.М. Резник, Л.Г. Эджубов, В.А. Якубович и др.).

Эти теоретические исследования поддерживаются аппаратным и программным инструментарием в виде универсальных нейрокомпьютеров и специализированных нейропакетов, эмулирующих удобную нейросреду при реализации сетей различных архитектур, сложности и алгоритмов обучения. Нейросетевое решение поставленных задач предполагает анализ и осуществление наиболее продуктивных способов предобработки исходных экспериментальных данных, формирование обучающей и тестовой выборок, конструирование нейросетевых структур, анализ, постобработку и визуализацию полученных результатов.

Назовем и кратко охарактеризуем имеющийся программный инструментарий.

Excel Neural Package – программа для конструирования нейросетей и анализа их в Microsoft Excel;

NeuroShell Day Trader 3.8 – специализированная программа конструирования нейронных сетей для анализа рынка;

NeuroShell 2 – универсальная программа конструирования нейросетевых архитектур для широкого круга пользователей с простым интерфейсом и популярными графическими дополнениями, что создает законченную среду для конструирования нейронных сетей и визуализации результатов их работы;

NeuroShell Predator 2 – программа, предназначенная для выполнения задач прогнозирования и содержащая наиболее совершенные из имеющихся к сегодняшнему дню алгоритмы предсказаний;

NeuroShell GeneHunter 2 – комплекс программ средств решения оптимизационных задач с помощью стохастических алгоритмов;

NeuroSolutions 4.01 – нейропакет для моделирования полносвязных многослойных нейронных сетей и самоорганизующихся полей Кохонена с помощью редактора визуального проектирования, позволяющего создавать собственные нейронные структуры и собственные алгоритмы их обучения;

TradingSolutions 2.1 – специализированная программа для создания нейронных сетей в задачах анализа рынка;

Statistika – нейросетевой программный пакет является богатой, мощной и чрезвычайно быстрой средой для анализа нейросетевых моделей;

Matlab – комплекс аналитических программных средств конструирования сетей и визуализации результатов работы.

Таким образом, имеющийся алгоритмический и программный инструментарий, принципиально позволяет оперативно конструировать нейросетевую среду, реализующую широкий класс архитектур нейросетей различной сложности и правил модификации внутреннего синаптического пространства, что значительно упрощает реализацию ряда трудоемких процедур, а именно:

- подготовка данных, кодирование номинальных значений, шкалирование, нормализация, удаление пропущенных данных для задач классификации, регрессии и задачи временных рядов;

- поэтапный поиск наиболее эффективной сети с помощью «Мастера решений» на основе собственной методики или простого перебора;

- понижение размерности входного вектора переменных на основе выделения главных компонент;

- контроль над всеми параметрами в процессе обучения и тестирования сети, влияющими на качество сети, такими как установка исходных данных, выбор функций активации и ошибок, сложность сети;

- поддержка ансамблей нейросетей и нейросетевых архитектур произвольного размера и сохранение наборов сетей в отдельных файлах;

- визуализация результатов, таблицы, гистограммы, графики, отчеты.

Отмеченный аналитический и программный материал составляет основу создания цельного методологического, алгоритмического и программного инструментария для построения эффективных автоматизированных систем поддержки принятия решений в ССТС, в которых достижение желаемого результата различно. Это связано с тем, что результаты анализа данных, их отображение в другое базисное пространство и поиск оптимальных управляющих воздействий зависят от предметной сущности исследуемого объекта. С практической точки зрения это означает, что для каждой новой задачи придется проводить полный набор обеспечивающих процедур по подготовке и адаптации данных, выбору модели, обучающих процедур, интерпретации результатов и т.п. Кроме того, в сложных социотехнических системах при моделировании следует не просто учесть влияние межэлементных связей. Именно в этих связях скрыты, как утверждают системотехники [16, 25, 27], эмерджентные (системные) свойства объекта, выявление которых и практическое использование позволяет, при определенных условиях, находить новые и полезные свойства объекта исследования [59–62, 77]. Выявление, измерение и использование системных свойств – объективная основа продуктивного менеджмента, роста интегрального критерия качества в условиях естественных финансовых, материальных, кадровых, информационных и других ограничений.

Активизация исследований в этой области в последние годы позволяет с обоснованным оптимизмом прогнозировать ближайшее будущее практического применения искусственного интеллекта. Уже сегодня представлены разработки [3, 6, 10, 11, 18] в виде моделей, алгоритмов и пакетов программ как факты успешной реализации формализации и решения эвристических задач.

Однако, учитывая структурные, функциональные, информационные и предметные особенности ССТС, продолжается поиск эффективных подходов, универсальной методологии, методов, информационно-аналитических моделей, алгоритмов и программного обеспечения инвариантных к предметной области деятельности объектов исследования для поддержки решений управления качеством их функционирования.

На протяжении многих лет исследователи ведут планомерную работу по созданию автоматизированных систем поддержки принятия решений в различных областях деятельности [3–12, 18, 21, 26–28]. Успехи очевидны хотя бы исходя из того, что в настоящее время активно развиваются средства представления, контроля, анализа и управления передачей данных в компьютерных системах (например, SABA learning, Designer's Edge, Tactic Editor, Menager's Edge, IBM Learning space, Прометей, eLearning Server, ТестСтудио и др.). Об этом свидетельствует опыт ведущих зарубежных и отечественных (IMS, ADL, LTSC, AICC, IBM Mindspan Solutions, Click2learn, Pathlore, Macromedia, Microsoft, Docent, Allen Communications, ИСА РАН, ГНИИ «Информика», НИИВО, РМЦ, Гиперметод, НОУ «Институт виртуальных технологий», Websoft, Новый Диск, Cognitive Technologies, RedLab, ЦКО «Специалист» и др.) организаций, занимающихся исследованиями и разработками в области информационных компьютерных технологий. Тем не менее, как отмечено в [27], проблема полной, с точки зрения эффективности и безопасности, формализации знаний в сложных системах остается не решенной. Это, в свою очередь, не позволяет завершить переход от автоматизированных к автоматическим системам управления, учитывая особенности ССТС. Эффективное применение современного информационно-аналитического инструментария требует создания и внедрения систем контроля и управления продуктивностью исследуемых объектов на основе интеллектуальных компьютерных обучающих систем. А это, в свою очередь, невозможно без разработки и совершенствования их методологического, математического, алгоритмического, программного обеспечения для реализации требуемых функциональных возможностей. Все это способствует активизации исследований в направлении успешной формализации, построения аналитических моделей, синтеза эффективных алгоритмов и пакетов программ систем поддержки управления качеством.

Сегодня мы имеем все основания констатировать, что эти попытки, если и не привели пока к появлению цельного, универсального, доступного широкому кругу пользователей инструментария на основе искусственного интеллекта, то структурные фрагменты существуют, продуктивно функционируют и обеспечивают измерение и мониторинг процессов; управление документацией – электронный документооборот; планирование, регистрацию и управление результатами внутреннего аудита; регистрацию несоответствий и претензий, а также соответствующих корректирующих и предупреждающих действий; статистическую обработку полученных данных и предоставление их в текстовом и графическом виде. Разработка, обоснование и внедрение осуществляются на основе прикладных научных исследований.

Так, в работе [1] представлены обучающая процедура и алгоритмы принятия решений при классификации коллекторных пластов на нефтеносные и водоносные. Признаковое пространство классов распознавания представлено вектором геофизических параметров (электрическое сопротивление пород, потенциалы собственной поляризации, уровни гамма-излучения пород,

сопротивление бурового раствора и т.д.). Размер обучающей и контрольной выборок формировался на вскрытых пластах и в совокупности не превышал трехсот реализаций. Мощность решающего правила обеспечивала не более трех ошибок на двести случаев. Эксперты же достигали надежность классификации 75–85 %. Очевидно, что в процессе распознавания обучающая процедура учитывает всю совокупность признаков, их комплексное влияние на критерий качества, что объективно повышает достоверность результата.

В [3, 4] разработаны модели для решения задачи дифференциации сходных почерков, когда известно, что запись выполнена одним из нескольких лиц, а необходимо выяснить, кем именно. Обучение проводилось по шестидесяти знакам для двух классов (участников эксперимента) растровым способом, с кодировкой каждой буквы бинарным символом (0 – 1) в соответствующей координате 326 – мерного вектора. Надежность экспертизы алгоритмическим и экспертным методами оказалась одного порядка. При этом признаковые пространства эксперта и автомата различны по физическому содержанию: эксперт наблюдал буквы, а автомат анализировал бинарное заполнение раstra во всех 326-ти позициях. Это позволяет обосновать применение коллективных статистических решений в задачах классификации для повышения надежности принятия решений [65], что принципиально при необходимости оптимального учета эмпирических и экспертных данных.

В работе [6] рассматривается уже не просто идентификация букв, а процедура восприятия слов и предложений естественного языка на основе лингвистического распознавания. В этом случае нейронная сеть, организованная определенным образом, реализует формальное описание смысла текста как некоторая алгебра и обеспечивает идентификацию понятий, соответствующих элементам текста естественного языка, морфологический разбор слов естественного языка и синтаксический разбор предложений.

В работах [26, 78, 87] изложены теоретические и практические аспекты проектирования и реализации биометрических систем идентификации личности по голосу, рукописной подписи, клавиатурному почерку; рассмотрены процедуры принятия решений, построенные на основе классического анализа статистических данных, и процедуры, построенные на основе использования искусственных нейронных сетей; обсуждена проблема синтеза устойчивого автомата обучения нейронной сети через численное описание дефектов процесса обучения и введение ограничений на параметры обучения. На практике работа полезна при разработке информационных технологий по защите информации. То есть, системы автоматической обработки текстов, голоса, особенностей почерка в различных задачах также успешно могут использовать технологии искусственного интеллекта.

Теоретическое обоснование применения интеллектуальных технологий в здравоохранении приводится в [7–9], где предложены методы и алгоритмы решения задач дифференциальной диагностики в условиях пересечения признаковых пространств классов, когда выявленная симптоматика может проявляться при различных болезнях. Предложены подходы к обоснованию многоуровневой классификации, когда вектор информативных признаков более высокого уровня является результатом распознавания подсистемы более низкого уровня. Исходная информация представлена множеством априорных данных из истории болезни субъекта и статистики по

данному заболеванию. Апостериорные данные формируются по результатам текущего наблюдения, соответствующих лабораторных анализов и инструментальных измерений. Весь массив данных представлен в качественном и количественном формате и подлежит кодированию. Для этого составляется стандартный перечень вопросов, который для каждого пациента заполняется ответами в виде числа либо утверждения «да – нет». В результате набор ответов представляется вектором (i -я), координата которого есть ответ на (i -й) вопрос перечня. Обучающая последовательность представляется из векторов, соответствующих больным с установленным диагнозом, и позволяет синтезировать решающее правило для использования в дальнейшем при установлении характера заболевания известными способами. Установлена и обоснована более высокая надежность диагностирования с использованием прецедентов на конечных обучающих выборках в сравнении с экспертной врачебной диагностикой.

Управлению качеством образования в вузе на основе искусственного интеллекта посвящены работы [12, 17, 66]. Благодаря новейшим компьютерным технологиям и творческим усилиям ученых, меняется формат информационно-образовательного пространства вузов. Традиционный документооборот вытесняется электронными базами данных и локальными телекоммуникациями, бумажные носители информации (программы, учебники, методические разработки, справочники, задачки и т.д.) – виртуальными базами знаний; классические виды занятий (лекции, практические занятия, лабораторные работы и др.) – интерактивными компьютерными процедурами, материально-техническое обеспечение занятий – информационными учебными комплексами (ИУК); типовые процедуры текущего и итогового контроля – дистанционным тестированием в режиме дуэльного диалога сайтов – “студент – преподаватель”; планирование освоения дисциплин курса – индивидуальными образовательными траекториями студентов; классическая аудиторная форма обучения – самостоятельным поиском знаний в базе ИУК; процедуры финансового, материального и кадрового учета – автоматическими компьютерными программами сопровождения и анализа.

Уже этот, далеко не полный, перечень целенаправленной трансформации вузовского образовательного пространства позволяет с определенной степенью корректности подходить к вузу как к сложной социотехнической системе, в которой взаимодействие субъектов (студентов, преподавателей, технического персонала) и структурных элементов (факультетов, кафедр, отделов и др.) происходит в форме взаимодействия различных по целям информационных потоков (управленческий, знаниевый, контролирующий, обучающий и др.).

Можно продолжить примеры применения аналитических технологий на основе искусственного интеллекта в экономике [32], агропромышленном комплексе [11], приборостроении [54, 74] и др.

Однако все они, с одной стороны, подтверждают полезность и эффективность предлагаемых подходов и методов применения интеллектуальных технологий обработки данных, а, с другой, – вскрывают проблемы, ограничивающие широкое внедрение этих технологий для анализа сложных социальных и технических объектов.

Приведенные примеры показывают, как широко используются на практике различные нейросетевые архитектуры, множество алгоритмов обучения и приемов использования нейронных

сетей для решения прикладных задач [1–12, 78, 80]. Это подтверждает актуальность исследований, связанных с упорядочением и систематизацией как самих методов нейроинформатики (более всего это касается тактики обучения сетей, обеспечения заданных требований точности и надежности, программной реализации), так и подходов и методик использования нейронных сетей для прикладных исследований. В настоящее время каждый отдельный исследователь самостоятельно выбирает и применяет различные нейросетевые методы, зачастую не вполне представляя результаты своих действий. Начинающие исследователи пытаются решать поставленную задачу методом проб и ошибок и часто выдают желаемое за действительное, так как обучающие процедуры при настройке сети могут привести к ошибочным выводам. Тем не менее, существует множество описаний и подходов использования нейронных сетей для прикладных исследований [1-6, 9, 45, 47, 51, 53, 55, 58, 74]. Однако описание технологий использования нейронных сетей в указанных работах имеет фрагментарный характер, не всегда систематизировано, часто разрознено, что затрудняет их применение пользователями. В задачах, где размерность входного вектора достигает нескольких сотен, данные разнотипны, метрические шкалы не согласованы, признаковые пространства зашумлены и пересекаются, а требования адекватности отображения пространства факторов на пространство состояний высоки, как правило, сходимость алгоритмов низкая, а ошибки обобщения высокие. В этих условиях ключевой проблемой становится обеспечение адекватности модели исследуемой системы. Применение имеющихся стандартных нейропакетов требует определенной, целенаправленной модификации нейросреды с целью максимального использования их потенциальных возможностей. Поэтому, несмотря на то, что в настоящее время накоплено большое количество различных алгоритмов обучения, архитектур нейронных сетей, их программных реализаций и приемов использования, их продуктивность при анализе ССТС не всегда достаточна. Это является одной из основных причин отсутствия полномасштабных автоматизированных систем управления производственными предприятиями, учебными заведениями, мониторинга в экологии, дифференциальной диагностики в медицине, поддержки решений в криминалистике и др.

В приведенных выше работах показаны примеры практического применения нейросетевых технологий, методов и программ, принципы структурно-функциональной организации нейросреды в формате объектно-ориентированных нейропакетов, систематизированы правила конструирования архитектуры, сложности и выбора правил обучения сетей. Приведены и обоснованы признаки выделения функциональных компонент универсального нейропакета: относительная обособленность каждого шага, возможность реализации большинства алгоритмов, возможность и механизмы выбора вариантов. Взаимодействие компонент между собой предполагается путем подачи запросов определенного вида. Рассмотрены особенности представления запросов, форматы необходимых данных. Сформулирован стандарт описания типов данных, языка описания компонент и некоторые другие, общие для всех компонент нейрокомпьютера. Но недостаточно рассматриваются процедуры адаптации стандартных приемов использования нейронных сетей для решения конкретных задач, а основные усилия направлены только на набор вариантов архитектур и алгоритмов обучения. Не всегда обосновано достижение требуемых критериев качества обучения при ограничениях в ресурсах, условиях функционирования и среды, а вся технология

здесь сводится зачастую лишь к формированию общей структуры нейронной сети, обучающей выборки и обучению. Авторами рассматривается несколько упрощенная технология обработки данных с использованием многослойных нейронных сетей прямого распространения, упрощение проводится оператором вручную, путем подбора структуры сети, а выбор обучающего, контрольного и тестирующего множеств теоретически не обоснован, что не дает пользователю гарантий надежности, точности и эффективности применения предлагаемого программного и аппаратного инструментария.

Например, в работе С.Е. Гилева [55] предложены формальный язык и нейроконструктор NDES, предназначенный для создания программных нейроимитаторов для исследовательского процесса. Язык NDES предназначен для создания описания нейронных сетей в виде стандартных схем межнейронных соединений. Данный язык описывает лишь внутреннюю структуру нейронной сети: нейроны и межнейронные связи, которые сохраняются в виде библиотек и могут затем использоваться при построении более сложных структур, включая данные описания как составные модули. Интегрированная среда NDES позволяет организовать разработку нейросети в виде алгоритма, который включает в себя список всех необходимых файлов, наборов опций и последовательность обращения к ним. Но в данном случае формализованное представление касается только описания структур нейросетей и не предполагает рассмотрение технологии работы с нейроимитатором для прикладных исследований.

В работах А.М. Резника, А.Ю. Дорогова [47, 56, 57] предложены методология и формальная грамматика для разработки методов структурного и топологического построения быстрых нейронных сетей и сетей общего вида. Описаны специальные процедуры организации памяти, лингвистические модели структурного синтеза регулярных многослойных сетей, предложен формальный язык описания регулярных сетей и на его основе разработан лингвистический метод синтеза. В [56] автор рассматривает вопросы формального описания только структуры и топологии на уровне элементарных составляющих сети (нейронов, связей) для регулярных сетей. Под обработкой данных понимается алгоритм расчета значений весовых коэффициентов для связей нейронной сети (нижний уровень реализации операций), но не рассматривается технология работы с нейронными сетями применительно к получению результатов для обычного пользователя, не владеющего глубокими знаниями информационных технологий. В работе [57] нет полного описания порождающей грамматики, а обоснована лишь возможность ее создания. Кроме того, предложенные грамматики описывают принципы работы нейронной сети, а не технологические особенности подготовки данных, анализа их информативности, интерпретации результатов при решении прикладных задач.

В работе С.А. Терехова [80] представлен перечень эффективных приложений нейросетевых и статистических методов анализа данных. Рассматриваются некоторые технологические особенности основных задач и алгоритмы их решения. Дано описание видов задач, которые можно решать с помощью нейронных сетей. Однако предлагаемый формальный язык практически является языком описания моделей обучающихся машин и пока не относится к этапу практического, пользовательского применения.

Существующие формальные языки описывают особенности реализации архитектур нейронных сетей или особенности описания структур сетей для переноса на другое программное обеспечение. Примером могут служить работы С.Е. Гилева, А.Н. Горбаня, Е.М. Миркеса, А.Ю. Дорогова и некоторых других отечественных и зарубежных исследователей [47, 55, 38, 46, 56, 57]. Расширение большинства известных языков представляется затруднительным, так как они описывают аппаратные нейросетевые модели, а не их реализацию в специализированных пакетах конечными пользователями. В большинстве исследовательских работ прикладного характера отсутствует универсальное и полное описание технологии использования нейронных сетей для решения прикладных задач, несмотря на то, что наличие некоей технологии или методики является важным компонентом при проведении исследовательских работ. В работах по теории нейронных сетей чаще всего рассматривают свойства архитектур нейронных сетей, алгоритмов и их особенностей. С точки зрения технологии, алгоритмы, безусловно, необходимые элементы, но универсальной технологии их применения пока нет. В работах А.И. Галушкина и других авторов его школы приведены варианты технологий практического использования нейронных сетей для решения задач кластеризации, идентификации, распознавания образов и управления различными процессами и объектами [51, 81, 82]. Однако элементы технологии в указанных работах недостаточно универсальны для начинающих пользователей, и, с точки зрения широкого практического применения, они недостаточно адаптированы для решения реальных задач.

Тем не менее, привлекательность интеллектуальных технологий приводит к тому, что многие исследователи самостоятельно выбирают и применяют различные нейросетевые методы и решают поставленную задачу методом проб и ошибок, сами определяют конкретную последовательность операций, но зачастую не представляют последствия и результаты при этом полученные. Все сказанное подтверждает, что основная проблема многих исследований с широким использованием нейронных сетей – проблема отсутствия универсальной методики выполнения исследования, подготовки данных, выбора архитектуры сети, интерпретации результатов, оценки качества, разнообразия подходов. У каждого исследователя – своя технология, чаще всего она не описана и всегда недостаточно формализована. Это влечет за собой большое число ошибок, потерю времени, снижает эффективность применения нейросетевой технологии в целом. Очевидно, что требуется универсальная формализованная технология работы и для пользователей, и для нейронных сетей. Пользователю она упростит получение нужного результата решения практической задачи, а для программного и аппаратного инструментария создает основу перехода к автоматизированной реализации данной технологии.

Таким образом, теоретические исследования в направлении разработки доступного широкому кругу пользователей методологического, математического, алгоритмического и программного обеспечения моделей ССТС являются актуальными, а порождаемый ими инструментарий востребован практикой.

Как видим, сложные СТС охватывают широкое поле человеческой деятельности, тем не менее эффективное управление ими опирается на единую теоретическую базу многофакторного оптимального управления в условиях нечеткой обусловленности состояний объектов, распознавания “зашумленных” образов, информационно-аналитического моделирования,

достоверной аппроксимации функций векторного аргумента большой размерности, нахождения глобального экстремума полимодальных функций в итерационных процедурах за конечное время и многое другое.

Все вышеприведенные примеры представляют собой задачи с трудно формализуемыми процессами, чьи характеристики не поддаются аналитическому представлению, то есть выявлению и аналитическому описанию основных факторов, связей между ними и силы влияния одних факторов на другие. В силу недостаточности знаний об объекте и среде, в которой они функционируют, попытки получить точную модель поведения такого объекта не представляются возможными. Однако управление такими объектами представляет повышенный интерес, так как эти черты присущи современным социотехническим системам и являются не менее важными, чем управление хорошо формализуемыми объектами. Здесь целесообразен аналитический подход, основанный на прецедентах, когда принятие решений зиждется на опыте, знаниях о предыдущих ситуациях или случаях (прецедентах), которые содержат информацию о закономерностях факторов и состояний, их взаимном влиянии, силе и направлении воздействия и т.д. Для извлечения этой информации и практического использования в аналитических системах поддержки принятия решений возникает необходимость моделирования функций, являющихся фрагментами искусственного интеллекта:

- восприятие: дискретное описание и представление образа конкретного объекта в форме совокупности (массива) информативных признаков;

- идентификация: присвоение формальных (знаковых) имен, представление образа конкретного объекта в форме принадлежности к некоторым градациям определенных смысловых шкал;

- обобщение: формирование обобщенных образов объектов на основе одновременного использования процедур восприятия и идентификации для описания конкретных объектов, которые используются в качестве примеров (массив выборки пар «вход – выход»);

- оценка дифференцирующей силы признаков и их редукция: определение для каждого признака его вклада в различие друг от друга обобщенных образов; понижение размерности пространства признаков через контролируемое и корректное удаление незначимых признаков с сохранением всей существенной информации;

- классификация обобщенных образов: определение сходств и различий обобщенных образов друг с другом; объединение сходных образов в кластеры (множества со сходными признаками);

- классификация признаков: определение сходств и различий признаков по их смыслу; объединение сходных по смыслу признаков в кластеры;

- распознавание объектов: сравнение предметного образа конкретного объекта со всеми обобщенными образами и принятие решения о принадлежности к классу.

- выбор оптимальных управляющих факторов: формирование массива возможных управляющих воздействий, анализ их силы и направления, адаптация к предметной области, обеспечение заданных целевых состояний объекта.

При более детальном рассмотрении каждой из них возникает ряд трудностей, особенно в случае сложных СТС, характеризующихся отсутствием универсальных методик формализации процессов, многообразием различных факторов при ограниченной выборке текущих значений, неполнотой базы знаний об объектах, наличием пропусков данных, погрешностями измерений, нелинейностью взаимосвязей факторов, состояний, ограничений, ресурсов.

Именно эти особенности порождают трудности широкого использования интеллектуальных систем при анализе ССТС в силу недостаточной теоретической проработки таких вопросов, как:

- структуризация и формализация предметной области;
- подготовка и ввод данных мониторинга в базу прецедентов;
- синтез аналитической модели ССТС;
- выбор состоятельных критериев и оптимизация модели;
- обеспечение и контроль адекватности модели;
- решение задач идентификации состояния объекта управления, прогнозирование динамики поведения и поддержка принятия управленческих решений с применением обученных моделей. Анализ работ в обзорной части позволяет сделать вывод о неполноте теоретического обеспечения необходимого аналитического инструментария для анализа ССТС и необходимости углубления теоретических исследований в направлении:

- поиска эффективного подхода к исследованию сложных СТС в трудно формализуемых предметных областях, основанного на комплексном применении теории информации, полиномиальной аппроксимации функций методом Колмогорова-Арнольда и генетических алгоритмов обучения нейронных сетей. Его отличительной особенностью должна стать инвариантность к предметной области, моделям распределений переменных, их виду, размерности и физическому содержанию;

- выделения и обобщения описания класса объектов как «сложная социотехническая система» на основе введения понятий, формального описания данных, процедур, условий и качества функционирования, что при анализе поведения в динамике объективно уменьшает неопределенность и снижает риск принятия ошибочных управленческих решений для широкого круга практических задач;

- теоретического обоснования поиска глобального экстремума полимодальных функций ошибки в классе сложных СТС методом наискорейшего спуска на основе адаптивного комплексирования градиентных методов, генетических алгоритмов и нейронных сетей, что позволяет повысить надежность и уменьшить время сходимости итерационных процессов при анализе данных;

- дальнейшего теоретического развития унификации представления входных данных для обучения искусственной нейронной сети, основанной на информационной мере Харкевича, что позволит обеспечить некритичность процесса обучения к предметной области исследуемого объекта;

- нахождения аналитических оценок надежности и точности разрабатываемых процедур анализа данных в сложных социотехнических системах, что позволит оценивать допустимые пределы нестабильности управляющих факторов.

3. Перспективы разрешения проблемы управления ССТС

Создаваемые информационные модели объектов в социальных и технических системах содержат целый массив количественных индикаторов, представляющих собою информативные признаки, описывающие образ того или иного базового процесса. Индивидуальная деятельность субъекта в системе также описывается набором индикаторов (признаков) различной природы: количественных, качественных, логических – и отображает актуальное (текущее) состояние процессов деятельности объекта через заложенную в них информацию. Следовательно, и в этом случае можно сформировать некоторый образ субъекта, описать его состояние на языке информативных признаков в виде вектора, каждый элемент которого в числовом или бинарном виде представляет соответствующий индикатор.

Представляется перспективным информационный подход к процедуре создания методов, алгоритмов, программных пакетов поддержки принятия решений управления качеством сложных СТС.

На практическую значимость информационного подхода к описанию сложных систем первыми обратили внимание Н. Винер и У.Р. Эшби [24]. Винер исходил из того, что в основе любой целенаправленной деятельности лежит информация. При этом природа субъекта и объекта, предметная сторона деятельности не существенна. Эта идея вместе с идеей обратной связи легла в концептуальную основу кибернетики. Кибернетика обратила внимание академической науки на активный, производительный характер информации, что помогло переосмыслить традиционные представления ученых-практиков о проблематичности применения информационных категорий для анализа сложных технических, социальных и биологических систем.

Количественная оценка информации в технических телекоммуникационных системах от нескольких источников при различной вероятности ее получения следует из теории информации К.Э. Шеннона [29], В.А. Котельникова [30] и др. и подтверждает презумпцию Винера о решающей роли информации в любой целенаправленной деятельности объектов, инвариантной к его материальному содержанию (биологическое, техническое, социальное и др.). Дружинин и Конторов с позиций системного анализа исследовали механизмы эволюции информации в системах различной природы и поставили вопрос о существовании закона сохранения информации [25]. В замкнутых технических системах это позволяет обосновать теоретически и реализовать решение важной практической задачи: в рамках фиксированного объема данных автоматизировать оперативное управление динамикой локальных критериев качества при неизменном интегральном критерии [68, 59, 66]. Введение дополнительных факторов при этом позволяет получать новое качество системы и приводит к прогнозируемому росту интегрального критерия [72, 60, 61]. Исключение малоинформативных или зашумленных факторов (при определенных условиях) также ведет к повышению продуктивности функционирования сложного объекта [62, 69].

Бесспорно, сравнивая ССТС с информационно-измерительными системами, описанными в [59–62, 77], следует отметить, что она, как сложная система, имеет значительно больший массив управляющих факторов; состояния и воздействия, как правило, слабо детерминированы; процессы иерархичны и растянуты во времени и др. Это, очевидно, усложняет формализацию процессов, их моделирование, исследование взаимного влияния факторов и др. Но, с другой стороны, со

сложностью системы объективно возрастают и ее потенциальные возможности за счет системных свойств, практическое использование которых – основа более высокого качества ее работы. Кроме того, исследуемые системы в [59–62] функционируют в условиях активного физического и информационного противодействия ее структурных элементов (дуэльная ситуация, агрессивная среда), а полный цикл функционирования измеряется лишь десятками секунд, то, например, на предприятии, фирме или в вузе нет противодействия и полный производственный цикл измеряется месяцами и даже годами. Это, очевидно, облегчит получение эмпирической выборки управляющих факторов максимальной детерминирующей силы и позволит значительно продлить итерационные процедуры без ущерба интегральному критерию качества, что способствует плодотворному использованию имеющихся теоретических и практических наработок. Таким образом, выявление, измерение, формализация и управление скрытыми системными свойствами в сложных СТС являются актуальной и перспективной проблемой.

Ценный исследовательский инструментарий для этого дает теория информации. К.Шеннон предложил подход к оценке количества информации, который не учитывает ее содержательного, смыслового аспекта. Попытки преодолеть этот недостаток дали толчок развитию семантической (смысловой) теории информации, прагматический смысл которой концентрируется на практической полезности сообщений для потребителя, а главная идея семантической концепции информации заключается в возможности измерения содержания (предметного значения) суждений. Измерительный инструментарий семантического подхода базировался на понятии информации как уменьшении или устранении неопределенности в поведении объекта управления.

На более высокий качественный уровень развития семантическую теорию информации поднял один из основоположников теории информации А.А. Харкевич [14], сумевший теоретически обосновать связь информации с целенаправленным поведением системы и определить количественные меры ценности информации. А.А. Харкевич нашел аналитическую меру обусловленности ценности информации вероятностью достижения цели при получении этой информации:

$$I = \log_2(P_1 / P_0), \quad (1)$$

где P_0 и P_1 – вероятность достижения цели соответственно до и после получения информации, а при многофакторном влиянии на объект условий, среды и управляющих воздействий выражение (1) трансформируется в (2):

$$I_i^j = \log_2(P_i^j / P^j), \quad (2)$$

где I_i^j – есть количественная мера детерминирующей силы i -ого фактора на перевод объекта исследования в j -е состояние.

Целесообразность выбора данной меры обусловлена самим смыслом величин P_i^j и P^j , обозначающих соответственно вероятность перехода объекта в j -е состояние под воздействием i -го фактора и вероятность случайного перехода объекта в то же состояние.

Выражение (2) непосредственно определяет, какое количество информации I_i^j система поддержки принятия решений получает о наступлении события {управляемый объект перейдет в j -е состояние} из управляющего (или мешающего) сообщения (воздействия) {на объект действует i -й фактор}.

Когда количество информации $I_i^j > 0$, i -й фактор способствует переходу объекта в j -е состояние; когда $I_i^j < 0$, препятствует этому переходу, когда же $I_i^j = 0$, никак не влияет на переход, объект индифферентен к управляющему воздействию.

В задачах управления сложными объектами очень важен фундаментальный характер связи прагматических свойств информации с категорией целевого состояния системы при решении прикладных задач в исследовании поведения объектов различной природы при многофакторном влиянии на переход системы в то или иное состояние. Ведь очевидно, что поддержка решений аналитической системой – это выбор некоторого, наиболее предпочтительного, управляющего воздействия из исходного множества всех возможных управляющих воздействий, обеспечивающего наиболее эффективное достижение целей управления. В результате выбора неопределенность исходного множества уменьшается на величину информации, которая порождается самим актом выбора [14, 21, 22]. Это значит, что теория информации применима для синтеза решающих правил принятия решений и моделирования процессов исследуемого объекта, что на практике предполагает возможность количественно оценивать мощность и направление управляющих факторов через величину и знак обуславливающей их информации. Практика информационного анализа сложных систем различной природы показана на примерах [25, 11, 19].

Следует подчеркнуть отсутствие в работах каких-либо принципиальных ограничений на природу объекта управления, детерминирующую силу и число влияющих факторов, что существенно при обосновании применения информационного подхода к моделированию системы поддержки решений в управлении ССТС.

Другим обязательным элементом рабочего инструментария исследования качества функционирования сложной СТС должна стать нейронная сеть. Построение модели системы управления объектом требует каким-либо путем найти информационно-аналитические зависимости между факторами и состояниями, то есть аппроксимировать некоторые функции связи. Нейросети являются идеальными аппроксиматорами [15, 39–41], и сегодня эта задача решается ими успешно [31–38], тем более, что время итерационных процедур, учитывая особенности различных ССТС, может быть достаточно продолжительным. Третьим важным обстоятельством является то, что современному математическому инструментарию для реализации функции многих переменных достаточно операций суммирования и композиции функции одной переменной, что важно для практики в нашем случае.

Продуктивное применение нейросетевого подхода к анализу ССТС опирается на теорему Колмогорова-Арнольда о представлении функции нескольких аргументов через сумму композиций функций одной переменной [67, 68] и ее адаптации к нейросетевому формату Хехт-Нильсена [69]. Тогда вектор y признаков текущего состояния ССТС можно представить в виде

$$y(x) = \alpha \sum_{i=1}^H v_i (w_{i1}x_1 + w_{i2}x_2 + \dots + w_{in}x_n + u_i), \quad (2)$$

где H – мощность обучающей выборки, α, v – параметры нейросети, n – количество нейронов, $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}$ – весовые коэффициенты нейронов. При этом можно утверждать, что существует такой набор чисел H, n, α, v_i, u_i , при которых функция y аппроксимируется рядом (2) на всей области ее определения и может быть реализована с помощью трехслойной нейронной сети с любой наперед заданной погрешностью.

При таком подходе решение задачи оптимального управления ССТС сводится к минимизации функции ошибки нейронной сети при ее обучении, например, по методу обратного распространения ошибки. Это утверждение предполагается использовать при построении математической модели гипотетической системы управления качеством функционирования СТС. Очевидно, что функциональная зависимость (2) описывает классический алгоритм работы нейросети, а это означает, что с помощью стандартного перцептрона в принципе можно решать задачи классификации, прогнозирования и управления при автоматизации процесса принятия решений в управлении ССТС. Нахождение формы отображения пространства факторов в пространство состояний осуществляется в процессе модификации массива синаптических коэффициентов нейросети по набору примеров. При этом следует понимать, что хотя нейросеть и является механизмом, способным решить широкий класс задач, но правила управления этим механизмом пока что недостаточно изучены и находятся на уровне гипотез и эвристических заключений. Отсюда задачи моделирования ССТС на практике состоят в корректном подборе данных для формирования обучающей выборки, их нормировании, масштабировании и фильтрации, нахождении приемлемого алгоритма подбора весовых коэффициентов, обеспечении сходимости итерационного процесса при заданной точности, скорости и интерпретации результата для использования его, воздействуя на интегральный или локальные критерии качества. Следует помнить, что при моделировании ССТС целевая функция на практике полимодальна, что потребует дополнительных способов, математических методов для поиска глобального экстремума. Следует также ожидать несовпадения асимптот ошибок обучения и обобщения из-за отсутствия строгой теории взаимосвязи сложности сети (числа элементов), количества примеров в выборке, времени обучения, размерности входного вектора. Учитывая особенности рассматриваемых ССТС, временем сходимости мы ограничены не жестко, а значит, оптимальное решение можно получить методом градиентного спуска [31, 32, 34] в сочетании со случайными изменениями весовых коэффициентов, что позволит избежать «зависания» в локальных экстремумах. Это процедуры генетических алгоритмов [42], требующих значительно большего времени сходимости, но условия нашей задачи как раз его и не ограничивают строго.

Таким образом, анализ степени разработанности проблемы показывает, что специфика рассматриваемых СТС как объектов исследования позволяет подходить к ним как к некоторой обобщенной информационно-измерительной социотехнической системе; имеющиеся теоретические и практические наработки целесообразно в полной мере обобщить и использовать для разработки методологии, алгоритмов и программ поддержки решений в управлении качеством

работы такой системы; современный информационный, математический и нейросетевой инструментариум удовлетворяет решаемым задачам и позволяет достичь конечного результата.

На основе анализа можно предположить, что целесообразно подойти к исследованию сложной социотехнической системы с точки зрения теории информации как к шумящему, определенным образом, телекоммуникационному каналу, в котором базовые процессы, как образы, описываются на языке их информативных признаков, подвергаются декомпозиции, трансформируются в информационно-матричные пространства профилей факторов и состояний. Это является исходным материалом для формирования обучающей выборки, приведенной к единому формату через семантическую меру целесообразности Харкевича и ранжированной по детерминирующей силе воздействия. Далее обосновываются архитектура, состав и итерационная процедура нейросети и осуществляется ввод данных в базу прецедентов, синтез и оптимизация модели, проверка ее адекватности и исследование на устойчивость. Формируется модель для этапов обучения, адаптации и оптимизации, осуществляется интерпретация результатов обучения. Так как управляющие факторы изначально трансформированы информационной мерой Харкевича, их размерность соответствует размерности информации. Следовательно, эффективное управление сложной социотехнической системой, в данном случае, тождественно процедуре снижения условной энтропии объекта в его движении к целевому состоянию под воздействием этих факторов и является результатом решения обратной задачи канала связи: по полученному сообщению (целевому состоянию) определить, каким должно быть посланное (управляющее) воздействие, обуславливающее это состояние. Для нахождения наилучших решений можно применить процедуру проверки гипотез по максимальному снижению условной энтропии за счет каждого фактора относительно композиции условных энтропий всего массива факторов. При этом построить математическую модель, корректно сопровождать доказательством ее адекватности, синтезом алгоритмов реализации информационно-аналитических матриц отображения базовых процессов, оценкой достоверности и точности результатов на основе статистических расчетов доверительных вероятностей и доверительных интервалов. Оптимизация управления в системе обеспечивается применением оптимальных решающих правил, нахождением управляющих факторов максимальной дифференцирующей силы, применением архитектуры нейросетей с обратным распространением ошибки, обеспечивающей реализацию градиентного метода обучающих процедур на ограниченной выборке при вариациях шагом итераций. Одновременно строится алгоритм совместного использования эмпирических и экспертных данных на основе теории коллективных статистических решений для снижения риска влияния артефактов. Концептуальная линия исследования направлена на формирование подхода к решению проблемы автоматизации управления сложными СТС путем создания эффективных интеллектуальных технических систем поддержки принятия решений на основе перспективных информационных технологий.

4. Выводы

1. Анализ состояния существующего программного и аппаратного нейросетевого инструментариума показал его ограниченные возможности для моделирования сложных социотехнических систем и

высветил необходимость дальнейшей проработки методологического, алгоритмического и программного обеспечения для построения эффективных моделей СТС, инвариантных их предметному содержанию (медицина, финансы, экономика, военное дело и др.), обладающих приемлемой точностью и оперативностью нахождения продуктивных решений.

2. Направление исследований необходимо нацелить на решение следующих задач:

- выделение и описание класса сложных социотехнических систем для создания единого алгоритмического и программного инструментария путем ограничения многомерного пространства характерных информативных признаков системы заданной метрикой;

- нахождение приемлемой для инициализации нейросети формы представления данных, инвариантной предметной области исследуемых сложных СТС, на основе информационной меры Харкевича;

- синтез эффективных нейросетевых моделей СТС в единстве размерности входного вектора, сложности нейросети, мощности обучающего множества, времени обучения и допустимых ошибок принятия решений путем алгоритмической модификации существующей нейросреды;

- нахождение приемлемых параметров сходимости итерационных процессов обучения при мультимодальных поверхностях ошибок на базе оптимального комплексирования детерминистских и стохастических алгоритмов модификации синаптического пространства сети при обеспечении требуемого качества полученных оценок, достоверности и надежности принимаемых решений;

- обоснование и выбор показателей эффективности нейросетевых моделей, учитывающих допустимые потери в системе и обеспечивающие надежность результатов на основе применения статистических критериев, параметры которых связаны с индикаторами предметных рисков;

- создание программного обеспечения, реализующего разработанные алгоритмы, и применение его для решения прикладных задач в управлении сложными СТС различных предметных областей.

3. Практическая значимость ожидаемых результатов исследования заключается в:

- предложеном новом подходе к исследованию сложных СТС в трудно формализуемых предметных областях, основанном на информационно-нейросетевой модели объекта, не требующего знания модели распределений факторов и состояний;

- расширении круга решения прикладных задач управления сложными системами путем обобщения методики подготовки данных для обучения сети и не критичности качества обучения к предметному содержанию объекта исследования;

- создании математического, алгоритмического и программного инструментария для практического анализа и подготовки данных в условиях многофакторного управления сложными СТС;

- установлении границ практической применимости разработанного алгоритмического и программного инструментария за счет установления аналитических зависимостей надежности и точности разработанных процедур анализа данных с параметрами сложных социотехнических систем;

– увеличении круга пользователей эффективных интеллектуальных технологий для решения задач анализа данных в сложных СТС за счет разработки доступного программного обеспечения и унифицированных процедур конструирования сетей с оптимальными параметрами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Жильцов А.А. Адаптивная балансовая модель инженерной сети нефтегазодобычи / А.А. Жильцов, Ю.И. Зозуля // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. – 2006. – № 3. – С. 36 – 39.
2. Тимофеев А.В. Интеллектуализация систем автоматического управления / А.В. Тимофеев, Р.М. Юсупов // Техническая кибернетика. – 1994. – № 5. – С. 211 – 224.
3. Журавель А.А. Использование алгоритма обобщенного портрета для опознания образов в судебном почерковедении / А.А. Журавель, Н.В. Трошко, Л.Г. Эджубов // Правовая кибернетика. – М.: Наука, 1970. – 384 с.
4. Подсистема верификации новой криминалистической системы автоматической верификации и идентификации личности по голосу (CASVI) / И.И. Горбань, Н.И. Горбань Н. И., А.В. Клименко и др. // Математические машины и системы. – 1997. – № 2. – С. 61 – 64.
5. Перспективы цифровой рентгенографии в диагностике сердечно-сосудистых заболеваний / О.С. Антонов, А.О. Антонов, Н.Г. Загоруйко и др. // Паталогия кровообращения и кардиохирургия. – 2003. – № 1. – С. 91 – 94.
6. Пат. 200561096. Распознаватель слов формальной грамматики описания нейросетевой технологии обработки данных для прикладных исследований / Л.А. Жуков, И.В. Моисеев, Н.В. Решетникова; опубл. 21.04.2005.
7. Брайнес С.Н. Биологическая и медицинская кибернетика / Брайнес С.Н. – М.: Медицина, 1971. – 248 с.
8. Вопросы статистической теории распознавания / Ю.Л. Барабаш, Б.В. Варский, В.Т. Зиновьев и др. – М.: Советское радио, 1967. – 400 с.
9. Распознавание образов и медицинская диагностика / Ю.И. Неймарк, З.С. Баталова и др. – М.: Наука, 1972. – 328 с.
10. Загоруйко Н.Г. Методы распознавания и их применения / Загоруйко Н.Г. – М.: Советское радио, 1972. – 208 с.
11. Лойко В.И. Семантические информационные модели управления агропромышленным комплексом / В.И. Лойко, Е.В. Луценко. – Краснодар: КубГАУ, 2005. – 480 с.
12. Метешкин К.А. Теоретические основы построения интеллектуальных систем управления учебным процессом в вузе / Метешкин К.А. – Харьков: Экограф, 2000. – 278 с.
13. Хартли Р. Передача информации / Хартли Р. // Теория информации и ее приложения / Под ред. А.А. Харкевича. – М.: Физматгиз, 1959. – С. 5 – 35.
14. Харкевич А.А. О ценности информации / А.А. Харкевич. – М.: Физматгиз, 1960. – Вып. 4. – С. 53 – 57.
15. Hornick K. Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators / K. Hornick, M. Stinchcombe, H. White // Neural Networks. – 1989. – Vol. 2, N 5. – P. 359 – 366.
16. Дружинин В.В. Проблемы системологии (проблемы теории сложных систем) / В.В. Дружинин, Д.С. Конторов. – М.: Советское радио, 1976. – 296 с.
17. Бурков В.Н. Модели и механизмы теории активных систем в управлении качеством подготовки специалистов / Бурков В.Н., Новиков Д.А., Черкашин А.М. – М.: ИЦПКПС, 1998. – 157 с.
18. Казимир В.В. Модельно-орієнтоване управління інтелектуальними виробничими системами: дис. ... доктора техн. наук: 05.13.06 / Казимир Володимир Вікторович. – Київ, 2005. – 358 с.
19. Симанков В.С. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов / В.С. Симанков, Е.В. Луценко. – Краснодар: ТУ КубГТУ, 1999. – 318 с.
20. Колмогоров А.Н. Теория информации и теория алгоритмов / А.Н. Колмогоров // Сб. трудов. – М., 1987. – 304 с.
21. Морозов А.А. Ситуационное управление и системы поддержки принятия решений / А.А. Морозов, Г.С. Теслер // Збірник доповідей науково-практичної конференції з міжнародною участю „Системи підтримки прийняття рішень. Теорія і практика”. – Київ, 2005. – С. 5 – 9.
22. Глушков В.М. Кибернетика, вычислительная техника, информатика: в 3 т. – Т. 2: ЭВМ – техническая база кибернетики / Глушков В.М. – Киев: Наукова думка, 1990. – С. 140 – 177.
23. Вентцель Е.С. Теория вероятностей: Учебник для вузов / Вентцель Е.С. – [3-е изд.]. – М., 1964. – 576 с.
24. Винер Н.Я. Кибернетика / Винер Н.Я. – [2-е изд.]. – М., 1968. – 288 с.
25. Дружинин В.В. Системотехника / В.В. Дружинин, Д.С. Конторов. – М., 1985. – 199 с.
26. Рада-3" – система поддержки принятия решений для законодательного процесса Верховного Совета Украины и советов других уровней / А.А. Морозов, Л.Б. Баран, В.В. Копейчиков и др. // Математичні машини і системи. – 2008. – № 1. – С. 3 – 22.
27. Морозов А.А. Новые информационные технологии в системах принятия решений / А.А. Морозов // Управляющие системы и машины. – 1993. – № 3. – С. 13 – 32.
28. Морозов А.А. Ситуационные центры – основы управления организационными центрами большой размерности / Морозов А.А. // Математические машины и системы. – 1997. – № 2. – С. 7 – 10.
29. Шеннон К.Э. Работы по теории информации и кибернетике / Шеннон К.Э. – М., 1963. – С. 337 – 369.
30. Котельников В.А. Теория потенциальной помехоустойчивости / Котельников В.А. – М., 1956. – 152 с.

31. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / Хайкин С. – [2-е изд.]; пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
32. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Осовский С.; пер. с польск. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
33. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника / Уоссермен Ф. – М.: Мир, 1992. – 240с.
34. Морозов А.А. Основні проблеми інформатизації Збройних Сил України на сучасному етапі / А.А. Морозов, Г.Є. Кузьменко, А.Д. Яровий // Наука і оборона. – 2004. – № 3. – С. 16 – 21.
35. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики / Розенблатт Ф. – М.: Мир, 1965. – 480 с.
36. Минский М. Перцептроны / М. Минский, С. Пейперт. – Москва: Мир, 1971. – 261 с.
37. Кохонен Т. Ассоциативная память / Кохонен Т. – Москва: Мир, 1980. – 240 с.
38. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей / Горбань А.Н. – Москва: СП "Параграф", 1990. – 160 с.
39. Сергієнко І. Інформатика та комп'ютерні технології. – К.: Наукова думка, 2004. – 430с.
40. Хехт-Нильсен Р. Нейрокомпьютинг: история, состояние, перспективы / Р. Хехт-Нильсен // Открытые системы. – 1998. – № 4. – С. 10 – 14.
41. Park J. Universal approximation using radial-basis function networks / J. Park, I.W. Sandberg // Neural Computation. – 1991. – Vol. 3. – P. 245 – 257.
42. Berthold M.R. Formalizing neural networks using graph transformations / M.R. Berthold, I. Fischer // Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks, (ICNN'97). – Houston. – 1997. – Vol. 1. – P. 275 – 280.
43. Haykin S. Neural Networks / S. Haykin // A Comprehensive Foundation. – [2-nd ed.]. – Englewood Cliffs, NJ. – Prentice-Hall, 1999. – P. 842.
44. Девятков В.В. Системы искусственного интеллекта / В.В. Девятков. – Москва: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2001. – 352 с.
45. Айткожин Г.К. Применение математического метода распознавания образов к задачам диагностики и прогнозирования в кардиохирургии / Г.К. Айткожин, В.К. Исраилова, В.Н. Юдин // Аспирант и соискатель. – 2001. – № 3. – С. 279 – 281.
46. Миркес Е.М. Нейрокомпьютер. Проект стандарта / Миркес Е.М. – Новосибирск: Наука, 1999. – 337с.
47. Система проектирования модульных нейронных сетей САПР МНН / А.М. Резник, М.Э. Куссуль, А.С. Сычов и др. // Математичні машини і системи. – 2002. – № 3. – С. 28 – 37.
48. Ту Дж. Принципы распознавания образов / Дж.Ту, Р. Гонсалес. – Москва: Мир, 1978. – 401 с.
49. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Рутковская Д. – М., 2004. – 452 с.
50. Алешин С.П. Алгоритм использования избыточности измерений для повышения качества многопозиционной полуактивной радиолокационной системы / С.П. Алешин, В.Д. Терентьев // Тезисы докладов 1-й НТК ГВЗРКУ ПВО. – Горький, 1987. – 76 с.
51. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры и их применение на рубеже тысячелетий в Китае / Галушкин А.И. – М., 2004. – Т. 1. – 367 с.; Т. 2. – 464 с.
52. Методы нейроинформатики: сб. научн. тр. / Под ред. А.Н. Горбаня. – Красноярск: КГТУ, 1998. – 204 с.
53. Жуков Л.А. О формализации нейросетевой технологии решения прикладных задач на примере сетей с учителем и сетей Хопфилда / Л.А. Жуков, Н.В. Решетникова, О.В. Корчевская // Научная сессия МИФИ-2005. VII Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2005»: сб. научн. трудов. – Ч. 1. – М.: МИФИ, 2005. – С. 68 – 75.
54. Шаров К.С. Идентификация моделей непрерывных технологических процессов с применением нейросетевых структур / К.С. Шаров, М.Ю. Шестопалов // Научная сессия МИФИ-2003: сб. научн. тр. – М.: МИФИ, 2003. – Ч. 1. – С. 151 – 156.
55. Гилев С. Е. Нейроконструктор NDES / С.Е. Гилев // Нейроинформатика и ее приложения: материалы XI Всероссийского семинара. – Красноярск, 2003. – С. 40 – 41.
56. Дорогов А.Ю. Быстрые нейронные сети / Дорогов А.Ю. – М.: Изд-во Санкт-Петербургского университета, 2002. – 77 с.
57. Дорогов А.Ю. Методы реконструкции регулярных многослойных нейронных сетей / А.Ю. Дорогов, Р.Г. Курбатов // Научная сессия МИФИ-2004: сб. науч. тр. – М.: МИФИ, 2004. – Ч. 2. – С. 30 – 38.
58. Рубцов Д.В. Разработка технологии применения искусственных нейронных сетей в прикладных информационных системах: дис. на здобуття наукового ступеня канд. техн. наук / Д.В. Рубцов. – Барнаул, 2000. – 169 с.
59. А.с. 278561 СССР, МКИ G01S 5/02. Способ определения местоположения объекта в малобазовой 4-х позиционной радиолокационной системе / С.П. Алешин, Г.М. Машков, Ю.Н. Матвиевский, В.Д. Терентьев. – Заявл. 03.09.87; опубл. 18.03.88. – М.: Гос. реестр изобретений СССР.
60. А.с. 291588 СССР, МКИ G01S 5/02. Способ определения местоположения объектов в 4-х позиционной радиолокационной системе / С.П. Алешин, Г.М. Машков, Ю.Н. Матвиевский, В.Д. Терентьев. – Заявл. 25.04.88; опубл. 01.04.89. – М.: Гос. реестр изобретений СССР.
61. А.с. 319626 СССР, МКИ G01S 5/02. Способ определения местоположения объекта в малобазовой 4-х позиционной радиолокационной системе / С.П. Алешин, С.А. Воробьев, Г.М. Машков, Ю.Г. Онищенко. – Заявл. 18.07.89; опубл. 01.10.90. – М.: Гос. реестр изобретений СССР.
62. Пат. Способ определения суммарной дальности в бистатической радиолокационной системе / С.П. Алешин, А.С. Васильченко, Ю.Г. Онищенко, Е.В. Лобас, И.А. Таранников. – №11072 от 05.11.91 по заявке № 4530354 от 03.05.90. – М.: Всесоюзный НИИ государственной патентной экспертизы ВНИИГПЭ (СССР).
63. Алешин С.П. Основы эксплуатации и ремонта изделия 2С6: учебное пособие / С.П. Алешин, В.Ф. Новокшенов. – Полтава: ПВЗРКУ им. Н.Ф. Ватутина, 1990. – С. 100 – 127.

64. Ляхов А.Л. Искусственная нейронная сеть как измерительный инструмент адекватности модели с адаптивным классом точности / А.Л. Ляхов, С.П. Алешин // 4-я научно-практическая конференция с международным участием «Математическое и имитационное моделирование систем» (МОДС – 2009): Тезисы докладов. – Киев: ИПММС НАН Украины, 2009. – С. 116 – 119.
65. Ляхов А.Л. Проблема моделирования сложных социотехнических систем / А.Л. Ляхов, С.П. Алешин // Збірник доповідей науково-практичної конференції з міжнародною участю «Системи підтримки прийняття рішень. Теорія і практика (СППР'2009)». – Київ, 2009. – С. 31 – 34.
66. Алешин С.П. Технологии построения модели менеджмента качества образовательного процесса в ВУЗе / С.П. Алешин // Международная научно-методическая конференция «Высшее образование в контексте Болонского процесса»: сб. науч. мат. – Полтава: ПНТУ, 2008. – С. 68 – 71.
67. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения / Колмогоров А.Н. // Доклады АН СССР. – 1957. – Т. 114. – С. 953 – 956.
68. Арнольд В.И. О представлении непрерывных функций трёх переменных суперпозициями непрерывных функций двух переменных / В.И. Арнольд // Доклады АН СССР. – 1957. – Т. 114, № 4. – С. 679 – 681.
69. Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem / R. Hecht-Nielsen // IEEE First Annual Int. Conf. on Neural Networks. – 1987. – Vol. 3. – P. 11 – 13.
70. Hornik K. Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks / K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White // Neural Networks. – 1990. – Vol. 3. – P. 551 – 560.
71. Снитюк В.Е. Еволюційні технології прийняття рішень в умовах невизначеності: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня д-ра техн. наук: 05.13.06 / В.Е. Снитюк. – Київ, 2009. – 36 с.
72. Алешин С.П. К вопросу использования дальномерных измерений в системе пространственно-разнесенных РЛС / С.П. Алешин, В.Д. Терентьев // Проблемы повышения эффективности противовоздушной обороны войск в условиях применения высокоточного оружия и средств радиоэлектронной борьбы. – Киев: Военная Академия войск ПВО СВ им. А.М. Василевского, 1988. – С. 104 – 105.
73. Голуб С.В. Методологія створення автоматизованих систем багаторівневого соціоекологічного моніторингу: автореф. дис. на здобуття наукового ступеня д-ра техн. наук: 05.13.06 / С.В. Голуб. – Київ, 2008. – 35 с.
74. Kovalev V.E. Calcul de l'écoulement transsonique autour d'une configuration aile-plus-fuselage compte tenu des effets visqueux et d'une region decollée mince / V.E. Kovalev, O.V. Karas // La Recherche. Aérospatiale. – 1994. – P. 23 – 38.
75. Ященко В.А. Размышляющие компьютеры / В.А. Ященко // Математичні машини і системи. – 2006. – № 1. – С. 49 – 58.
76. Косс В.А. Условия соответствия модели управления системным требованиям объекта управления / В.А. Косс // Математичні машини і системи. – 2007. – № 1. – С. 3 – 15.
77. Снитюк В.Е. Эволюционно-параметрическая оптимизация RBF-сети / В.Е. Снитюк // Искусственный интеллект. – 2003. – № 4. – С. 493 – 501.
78. Иванов А.И. Нейросетевые алгоритмы биометрической идентификации / Иванов А.И. – М.: Радиотехника, 2004. – 144 с.
79. Тархов Д.А. Нейронные сети. Модели и алгоритмы / Тархов Д.А. – М.: Радиотехника, 2005. – 256 с.
80. Терехов С.А. Технологические аспекты обучения нейросетевых машин / С.А. Терехов // Научная сессия МИФИ-2006: Лекции по нейроинформатике. – М.: МИФИ, 2006. – С. 13 – 73.
81. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей / Галушкин А.И.; под общ. ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2000. – Кн. 1. – 416 с.
82. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры / Галушкин А.И.; под общ. ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2000. – Кн. 3. – 528 с.
83. Варшавский П.Р. Поиск решения на основе структурной аналогии для интеллектуальных систем поддержки принятия решений / П.Р. Варшавский, А.П. Еремеев // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2005. – № 1. – С. 97 – 109.
84. Пустарнакова Ю.А. Искусственная нейронная сеть как инструмент прогнозирования геологических параметров по сейсмическим атрибутам и данным бурения / Ю.А. Пустарнакова, Э.Р. Ахметова // Геофизика. Спецвыпуск «Технологии сейсморазведки». – 2002. – С. 117 – 121.
85. Specht D. Probabilistic neural networks / D. Specht // Neural Networks. – 1990. – № 3. – P. 109 – 118.
86. Кабалдин Ю.Г. Применение нейросетевых моделей процесса резания в системах адаптивного управления / Ю.Г. Кабалдин, С.В. Биленко, А.М. Шпилев // СТИН. – 2002. – № 3. – С. 3 – 7.
87. Різник О.М. «БЮКОН» – система біометричної ідентифікації користувачів комп'ютерної мережі / О.М. Різник, Д.О. Дзюба, А.М. Чернодуб // Збірник доповідей науково-практичної конференції з міжнародною участю «Системи підтримки прийняття рішень. Теорія і практика (СППР'2009)». – Київ, 2009. – С. 189 – 192.
88. Опознание и дифференциация почерков при помощи электронно-вычислительных машин / Б.Н. Козинец, Р.М. Ланцман, Б.М. Соколов и др. // Самообучающиеся автоматические системы. – М.: Наука, 1966. – 213 с.
89. Куссуль М.Э. Нейросетевой классификатор для систем безопасности автомобиля / М.Э. Куссуль, А.С. Сычев // Математичні машини і системи. – 2004. – № 2. – С. 15 – 21.
90. Косс В.А. Условия соответствия модели управления системным требованиям объекта управления / В.А. Косс // Математичні машини і системи. – 2007. – № 1. – С. 3 – 15.

Стаття надійшла до редакції 21.01.2010