

# ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ АВТОМАТИЗАЦИИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМИ СОЦИОТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ

*Алёшин С.П.*

Полтавский национальный технический университет им. Ю. Кондратюка

При автоматизации процессов управления объектами и процессами в различных трудно формализуемых областях деятельности (экономика, образование, медицина, экология, геология и т.д.) возникает проблема продуктивного принятия решений на основе анализа данных [1-5] в условиях, которые характеризуются следующими особенностями:

- трудности формализации системообразующих процессов и их алгоритмизации;
- невозможность обеспечения адекватности моделей сложных систем в заданных пределах статистических критериев близости;
- большое (несколько десятков, сотен и даже тысяч) число факторов различных по природе, силе и направлению воздействия при ограниченной выборке их текущих значений;
- неполнота базы знаний о самих объектах, затрудняющая построение их математических моделей;
- наличие пропусков данных, погрешности в измерениях их характеристик, зашумленность среды, мешающие воздействия;
- нелинейность взаимосвязей факторов, состояний, ограничений, ресурсов.

Объекты с подобными особенностями относятся к классу сложных систем, эффективное управление которыми, было и остается актуальной проблемой, требующей своего решения [6-8]. Особый интерес в этом контексте вызывают социотехнические системы как обобщенное отображение современных производственных предприятий, медицинских учреждений, учебных заведений и т.д. В различных предметных областях развитие этих технологий находило свое выражение по своему, однако все это способствовало расширению методологической базы знаний для анализа сложных СТС и включало:

- основополагающие принципы и методы прикладной теории обучения нейронных сетей в социальных и технических системах (Н.Я. Винер, А.Н. Колмогоров, Т. Кохонен, С.Хайкин и др.);
- методы и алгоритмы многоуровневой дифференциальной диагностики в медицине (Т.Г. Глазкова, К.Н., Неймарк Ю.И., Брайнес С.Н., Кунин П.Е., Даниленко С.И., Л.Д. Линденбратен и др.);
- идеи оперативного многофакторного анализа данных в задачах классификации полезных ископаемых (Ю.И. Журавлев, Губерман Ш.А., Бонгард М.М. и др.);

- подходы к проектированию и моделированию социальных систем (Н.Г. Загоруйко, В.П. Беспалько, В.В. Давыдов, Г. И. , А.А. Кирсанов, М.М., Поташник, Г.В. Скок и др.);
- прикладная теория нейросетевых систем анализа данных в системах контроля качества продукции (В.С. Морозов, М.С. Каган, О.М. Резник, Э.Г. Юдин 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 дифференциации почерков, отпечатков пальцев, распознавания фальсифицированных документов, ценных бумаг, денежных знаков (Л.Г. Эджубов, В.А. Якубович, и др.);

С развитием информационных технологий и компьютерной техники эффективное управление СТС все более определяется степенью внедрения этих технологий в процессы анализа, прогнозирования и выбора управляющих воздействий. Сегодня можно с достаточной степенью уверенности говорить о доминирующей роли технического фактора в управлении внутренними системообразующими процессами в сложных социотехнических объектах для достижения наибольшей эффективности, который играет ключевую роль в управлении системой, являясь объективной основой уменьшения неопределенности и снижения риска принятия непродуктивных управленческих решений.

Ключевой проблемой оптимального управления является построение адекватной математической модели объекта. При многофакторном воздействии на объект существующие подходы допускают некоторые упрощения. Так зачастую ограничиваются предположением о нормальной модели распределения случайных величин, а параметры (математическое ожидание, дисперсию, ковариационную матрицу и др.) оценивают по обучающей выборке. Тогда решающие правила сводятся к классу линейных или квадратичных дискриминантных функций при получении зависимостей качества решения задачи от числа параметров и объема выборки. При разработке этого направления возникала проблема нахождения устойчивых решений при нарушениях исходных предположений.

Другое направление теоретических исследований решения данной проблемы – статистическая теория обучения. Байесовский подход позволяет совместно учесть эмпирические данные в виде текущих измерений и экспертные знания в виде априорных данных. Здесь проблема выбора предполагаемого параметрического семейства распределений осуществляется на основе использования априорных знаний о решаемой задаче, позволяющих каждому возможному распределению задать некоторый вес, который отражает уверенность эксперта в том, что неизвестное истинное распределение адекватно выбранному. Здесь существует проблема задания априорного распределения, отражающего

экспертные знания о решаемой задаче, а также проблема надежности и точности оценок.

Актуальна и проблема поиска оптимальной функции для решения задачи анализа разнотипных данных со сложной структурой, когда наблюдаемые величины не распределены унимодально, а характеризуются полимодальными распределениями, что характерно для сложных социотехнических систем.

Таким образом, для решения ряда практических задач автоматизации принятия решений управления сложными социотехническими системами самого разного предметного содержания (медицина, финансы, экономика, геология, экология, военное дело и др.) необходима разработка теории и методов решения базовых задач автоматического управления (распознавание состояний, прогнозирование их динамики, адаптация входных факторов под требуемое состояние). Для их практического решения важно сформулировать, формализовать и решить следующий комплекс задач:

1. Выделить и описать сложную социотехническую систему как класс взаимодействия социальной и технической подсистем с внешней средой.
2. Разработать информационно-аналитическую методологию построения СППР ССТС на основе единой информационной меры.
3. Создать технологию моделирования базовых процессов в ССТС на базе интеллектуальных процедур обработки входных массивов, в основе которых лежат процедуры обучения и самообучения.
4. Усовершенствовать технологию совместного адаптивного управления размерностью, информативностью входного вектора и показателями надежности и точности моделей в реальном масштабе времени.
5. На основе комплексного использования существующих программ интеллектуального анализа данных и разработанных моделей базовых процессов в ССТС построить продуктивную СППР и внедрить её в широкий круг предметных областей общественной деятельности.
6. Исследовать эффективность функционирования разработанной интеллектуальной технологии моделирования СППР на примерах применения в экономике, производстве, экологии, здравоохранении, геологии.

Целесообразно ССТС выделить как сегмент из общего класса социотехнических систем, который включает физические объекты со слабо формализуемыми процессами, многофакторным управляющим воздействием, отсутствием эффективного математического, алгоритмического и программного инструментария для продуктивного управления подобными объектами. Обзор проблемных для автоматизации управления предметных областей (учебный процесс в ВУЗе, медицинская и техническая диагностика, управление высокоточным оружием, экологический мониторинг и др.), показал перспективность использования для управления подобными объектами быстро развивающихся технологий

искусственного интеллекта (ТИИ), обладающего важными для практического использования преимуществами (способность к восприятию данных, обучению, обобщению и адаптации, наличие ассоциативной памяти и др.).

Вместе с тем, применение ТИИ в управлении ССТС раскрывает ряд нерешенных теоретических и практических проблем. Нет аналитической взаимосвязи размерности входного вектора, мощности обучающей выборки с числом элементов в скрытых слоях нейросети, значениями ошибок обучения и обобщения, временем итерационного процесса, формы поверхности ошибки отклика сети. Отсутствует строгое теоретическое обоснование сходимости процесса обучения сети за конкретное число циклов. Проблема сходимости обостряется наличием сложной, мультимодальной поверхностью 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. При этом каждый скрытый нейрон вносит свой вклад в форму поверхности ошибки, усложняя ее форму. А большинство алгоритмов обучения сводятся к градиентным методам поиска минимума целевой функции не гарантирующих обучение нейронных сетей за приемлемое время. Следовательно, проектирование систем поддержки решений в управления сложными объектами осуществляется в условиях отсутствия единых подходов, цельной методологии подготовки данных, выбора архитектуры сети, универсальных аналитических моделей, быстрых и надежных алгоритмов обучения и программного обеспечения.

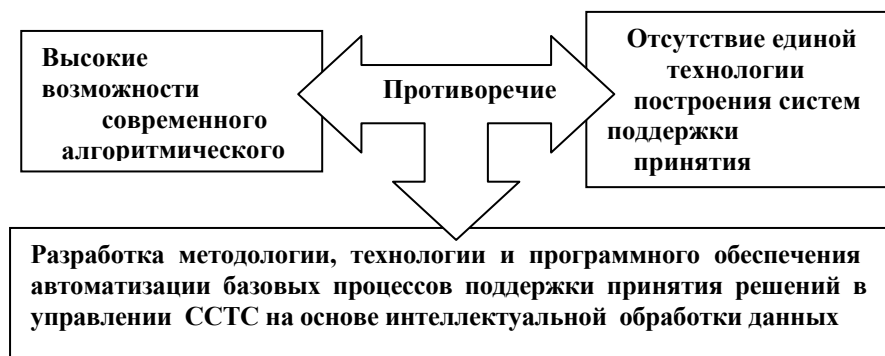
Современный алгоритмический и программный инструментарий, принципиально позволяет оперативно конструировать нейросетевую среду, реализовать широкий класс архитектур нейросетей различной сложности и правил модификации синаптического пространства, что значительно упрощает реализацию предподготовки данных, поиск наиболее эффективной сети и контроль над всеми параметрами в процессе обучения и тестирования модели.

Следовательно, существует основа создания цельного методологического, алгоритмического и программного инструментария для построения эффективных автоматизированных систем поддержки принятия решений для ССТС.

В силу особенностей ССТС получить точную математическую модель модель поведения такого объекта не представляется возможным. Поэтому целесообразен аналитический подход, основанный на прецедентах, содержащих информацию о закономерностях факторов и состояний, их взаимном влиянии, силе и направлении воздействия. Для извлечения этой информации и практического использования в аналитических системах поддержки принятия решений возникает необходимость моделирования базовых функций, являющихся фрагментами искусственного интеллекта [9,10]:

- описание и представление образа конкретного объекта в форме массива информативных признаков;
- представление образа объекта в форме принадлежности к некоторым смысловым отображениям (классам);
- формирование обобщенных образов объектов на основе использования процедур восприятия и идентификации при описании конкретных объектов на основе 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;
- 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.

Продуктивная реализация отмеченных функций в системах поддержки решений управления ССТС входит в противоречие с их недостаточным методологическим, алгоритмическим и программным обеспечением:



- Требуют дополнительной теоретической проработки следующие вопросы:
- структуризация и формализация предметной области;
  - синтез аналитической модели ССТС;

- выбор состоятельных критериев и оптимизация модели;
- обеспечение и контроль адекватности модели, надежности и точности результатов;
- решение задач идентификации состояния объекта управления, прогнозирование динамики поведения и поддержка принятия управленческих решений с применением обученных моделей;
- поиск эффективных моделей сложных СТС, основанных на комплексном применении теории информации, полиномиальной аппроксимации функций методом Колмогорова-Арнольда и быстрых алгоритмов обучения нейронных сетей;
- выделение и описание класса объектов как «сложная социотехническая система» на основе введения понятий, процедур, условий и качества функционирования моделей;
- обеспечение нахождения глобального экстремума функции ошибки в классе сложных СТС модифицированными методами градиентного спуска с понижением размерности входных факторов и принятия компромисса в сложности сети, мощности обучающей выборки и времени обучения;
- унификация представления входных данных для обучения искусственной нейронной сети, основанная на использовании информационной меры Харкевича для обеспечения инвариантности процесса обучения сети к предметной области исследуемого объекта;
- нахождение аналитических оценок надежности и точности разрабатываемых процедур анализа данных в сложных социотехнических системах для установления границ применимости разработанных методов, алгоритмов и моделей.

Следовательно, существует проблема создания продуктивных СППР в управлении ССТС, острота которой может быть уменьшена разработкой методов, технологий и программного обеспечения построения моделей, позволяющих автоматизировать базовые процессы при распознавании состояний, прогнозировании динамики поведения и выборе оптимальных управляющих факторов исследуемых объектов на базе интеллектуальных технологий.

При отмеченных условиях традиционные методы математического, статистического и интеллектуального анализа малопродуктивны в силу проблематичности адекватной формализации системообразующих процессов. Тогда логичным выглядит подход, при котором степень адекватности модели следует использовать в качестве критерия сложности объекта при выделении класса сложных социотехнических систем. При этом для выделения и описания класса сложных социотехнических систем необходим выбор метрики оценки адекватности модели. Так как в основе анализа лежит массив данных предыстории, в которых предстоит искать скрытые статистические связи и закономерности и выбор метрики оценки адекватности модели логично

осуществлять на основе статистических критериев близости с учетом особенностей предметной области.

Особенности предметных областей рассматриваемых ССТС, позволяют достаточно корректно применить статистические критерии близости при оценке пространств признаков целевого и текущего состояний системы. Показано, что наилучшее функционирование системы управления характеризуется критерием оптимального управления (целевой функцией), который представляет собой величину, определяющую эффективность достижения цели управления, а критерием оптимальности выступает максимальное отклонение параметров системы от заданных значений.

Нахождение формы отображения пространства факторов в пространство состояний осуществляется в процессе модификации массива синаптических коэффициентов нейросети по набору примеров. Поэтому задача моделирования принятия решений в ССТС на практике сводится к подбору данных для формирования обучающей выборки, их нормированию, масштабированию и фильтрации, выбору алгоритма подбора весовых коэффициентов, обеспечению сходимости итерационного процесса при заданной точности и скорости.

Учитывая особенности рассматриваемых предметных областей ССТС, существует возможность манипулирования временем сходимости процесса обучения моделей в широких пределах, учитывая его связь с ошибками обучения, сложностью моделей, размерностью входного вектора и мощностью обучающего множества [11,12]. Таким образом, специфика рассматриваемых объектов исследования как обобщенного понятия ССТС, позволяет подходить к её исследованию с точки зрения теории информации как к шумящему, определенным образом, телекоммуникационному каналу, в котором базовые процессы (классификация, прогнозирование, кластеризация, выбор входных воздействий), как образы, описываются на языке их информативных признаков, подвергаются анализу и оптимизации. Исходным материалом для реализации перечисленных процессов являются данные предыстории ССТС в соответствующей предметной области. Это является основой формирования обучающей выборки, приведенной к единому формату через семантическую меру целесообразности Харкевича и ранжированной по детерминирующей силе воздействия [9, 13].

Для нахождения наилучших решений применялись процедуры проверки гипотез для оценки классов состояний [14], многомерный регрессионный анализ при поиске зависимостей «вход-выход» и адаптивный поиск значений входного вектора под заданный вектор индикаторов целевого состояния исследуемого объекта. Верификация результатов моделирования достигалась обоснованием адекватности моделей корректным выбором исходных данных и дисциплинирующих условий, оценкой достоверности и точности результатов на основе статистических расчетов доверительных вероятностей и доверительных

интервалов. Оптимизация найденных решений обеспечена использованием статистических решающих правил в формате их нейросетевого моделирования, нахождением управляющих факторов максимальной дифференцирующей силы [9,11,15,16,17].

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Тимофеев А.В., Юсупов Р.М. Интеллектуализация систем автоматического управления // Техническая кибернетика. - 1994. - № 5. - С. 211-224.
2. 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.
3. Горбань И.И., Горбань Н.И., Клименко А.В. и др. Подсистема верификации новой криминалистической системы автоматической верификации и идентификации личности по голосу (CASVI) // Математические машины и системы. – 1997. – № 2. – С. 61 – 64.
4. Антонов О.С., Антонов А.О., Загоруйко Н.Г. и др. Перспективы цифровой рентгенографии в диагностике сердечно-сосудистых заболеваний // Паталогия кровообращения и кардиохирургия. – 2003. - № 1. – С. 91 – 94.
5. Брайнес С.Н. Биологическая и медицинская кибернетика. М.: Медицина, 1971. – 248 с.
6. Барабаш Ю.Л., Варский Б.В., Зиновьев В.Т. и др. Вопросы статистической теории распознавания. - М.: Советское радио, 1967. – 400 с.
7. Неймарк Ю.И., Баталова З.С. и др. Распознавание образов и медицинская диагностика. М.: Наука, 1972. – 328 с.
8. Загоруйко Н.Г. Методы распознавания и их применения. М.: Советское радио, 1972. – 208 с.
9. Морозов А.А., Клименко В.П., Ляхов А.Л., Алёшин С.П. Состояние и перспективы нейросетевого моделирования СППР в сложных социотехнических системах // Математичні машини і системи. – 2010. - № 1.- С. 127 – 149. .
10. Алёшин С.П. , Ляхов А.Л. Нейросетевая оценка минерально-сырьевой базы региона по данным геофизического мониторинга // Нові технології. – 2011. – № 1(31) – С. 39 – 43.
11. Алёшин С.П. Оценка надежности нейросетевой классификации теплотерм по критерию взвешенного голосования // Зб. наукових праць. Сер.: Галузеве машинобудування, будівництво. – 2011. – № 1 (29). – С. 244 – 248.
12. Алёшин С.П. Нейросетевая модель техногенной нагрузки региона по результатам экологического мониторинга. // Вісник інженерної академії України. – 2011 – № 1. – С. 238 – 242.



13. Ляхов А.Л., Алёшин С.П. Интеллектуальный анализ данных в прикладных экономических задачах // *Економіка і регіон* – 2009. – № 4(23). – С. 140 – 147.
14. Альошин С. П., Оніщенко О.А. Нейромережева модель факторного аналізу інвестиційної привабливості територій України // *Ученые записки Таврического национального университета им. В.И. Вернадского. Сер.: Экономика и управление.* – 2010. – т.23(62) – С. 3 – 11.
15. Ляхов А.Л., Алёшин С.П. Обучение искусственной нейронной сети как проверка гипотез статистического решающего правила // *Вісник східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля.* – 2010. – № 2(144) – С. 92 – 95.
16. Алёшин С.П., Ляхов А.Л. Нейросетевая модель формулы сбалансированного питания // *Искусственный интеллект.* – 2010. – № 2. – С. 131 – 139.
17. Алёшин С.П. Ситуационные центры быстрого реагирования: принятие решений в среде нейроэмуляторов // *Системи управління, навігації та зв'язку.* – 2011. – Вип.1(17). – С. 240 – 247.