

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования «Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики»

На правах рукописи

Демидовский Александр Владимирович

**Развитие моделей субсимвольных распределенных
вычислений в задачах многокритериального выбора**

Резюме

диссертации на соискание учёной степени
кандидата компьютерных наук

Нижний Новгород — 2022

Диссертационная работа выполнена в федеральном автономном образовательном учреждении высшего образования "Национальный исследовательский университет "Высшая школа экономики".

Научный руководитель: Бабкин Эдуард Александрович, к.т.н., PhD, доцент, Национальный исследовательский университет "Высшая школа экономики".

Общая характеристика работы

Актуальность темы.

Радикально новые условия обработки информации, планирования и стратегического управления в цифровых организациях, основанные на принципах самоорганизации, приводят к необходимости реализации таких организационных форм, как виртуальные организации [1], гибкие организации [2] и распределенные организации [3]. В подобных организациях существенно ускоряется скорость производственных процессов и частота изменений самих процессов, перед управленцами ставится всё больше задач, относящихся к категории многокритериального выбора. В этих условиях изменений в организации деятельности в сторону массовой цифровизации повышается актуальность развития новых методов решения таких задач.

Традиционно решение задач многокритериального выбора происходит в составе систем поддержки принятия решений (СППР) [4], предназначенных для различных категорий управленческого персонала. Современные методы построения СППР берут начало в работах отечественных и зарубежных исследователей: Поспелова Д. А., Ларичева О. И., Финна В. К., Осипова Г. С., Осипова В. П., Голицына Г. А., Турбана Э., Хаагзмы И., Джоханса Р., Фокса Д., Даса С. [5–12].

При построении СППР для решения задач многокритериального выбора необходимо учитывать наличие неопределенности информации и знаний о проблемной ситуации, а также применять различные способы снижения неопределенности, например, за счет внедрения свертки или ранжирования противоречивых критериев и экспертных оценок [13]. Кроме того, процесс принятия решений может быть итеративным. Исследованию проблематики методов многокритериального выбора в составе СППР посвящены работы Алескерова Ф. Т., Подиновского В.В., Ларичева О. И., Ногина В. Д., Поспеловой И. И., Осипова В. П., Судакова В. А., Думпуса М., Григорудиса Е., Ижизаки А., Немери П. и других отечественных и зарубежных исследователей [12; 14–22].

На практике оценки экспертов могут быть как количественными, так и качественными. Качественные оценки становятся все более предпочтительными в сложных ситуациях, поскольку они, в отличие от количественных, лучше отражают нечеткую информацию (например, если эксперт сомневается и не может дать точную оценку). Существенный вклад в развитие надежных и гибких моделей и алгоритмов, объединяющих методы обработки количественных и качественных оценок в составе СППР, внесли такие ведущие ученые, как Поспелов Д.А., Борисов А.Н., Алексеев А.В., Крумберг О.А., Ягер Р., Заде Л., Ху З., Мартинес Л., Херрера Ф., Херрера-Вьедма Е. [23–29]. В результате работы российских и

зарубежных исследователей сформировалось такое понятие как «лингвистическое многокритериальное принятие решений» [28—33].

Принято считать, что одним из магистральных направлений в проектировании и реализации СППР является интеграция в их состав искусственных нейронных сетей (ИНС) [34]. Данное направление обычно называют нейросимволизмом [35]. Исследованию вопросов построения интеллектуальных, нейросимволических систем посвящены работы Голицына Г. А., Фоминых И. Б., Арлазарова В. Л., Журавлева Ю. И., Ларичева О. И., Лохина В. М., Борисова, А. Н., Макарова И. М., Рахманкулова В. З., Финна В. К., Кузнецова О. П., Поспелова Д. А., Комарцовой Л. Г., Соттара Д., Тарека Р., д'Авилы Гарсеза А., Медскера Л., Хитцлера П., Гинзбурга М., Галланта С. [5; 6; 8; 35—47] и др.

При этом в работах, посвященных изучению и развитию идей по построению сильного или общего искусственного интеллекта (ИИ), констатируется необходимость создания интегрированных решений, которые основывались бы и на нейросимволических вычислениях, и на символических рассуждениях. Это связано с тем, что система, включающая элементы общего ИИ, должна быть семантически обоснована, интерпретируема и надежна, а ее решения должны вызывать полное доверие у всех заинтересованных сторон. Таким образом создание общего ИИ невозможно без взаимной интеграции этих подходов и развития нейросимволических методов. Исследованию данного вопроса посвящены работы Голицына Г. А., Фоминых И. Б., Поспелова Д. А., Борисова А. Н., Колесникова А. В., Медскера Л., Симы Д., д'Авилы Гарсеза А., Безольда Т., Ламба Л., Пинкаса Г. [8; 35; 41; 43; 48—52] и др.

Дополнительно автором было проведено выявление и исследование новых направлений развития СППР в соответствии с методологией Design Science Research Methodology (DSRM) [A1]. В результате сбора и анализа большого количества научных источников последних лет также была выявлена устойчивая тенденция к построению нейросимволических СППР на основе интегрированных нейросетевых подходов.

При этом было выявлено, что дополнительным стимулом к развитию нейросимволических СППР является требование к распределенной структуре новых видов этих систем. Одной из существенных причин, обуславливающих появление этого требования, является активное развитие различных массивно-параллельных и распределенных вычислительных технологий и коммуникационных решений в контексте корпоративного ИТ-ландшафта. Это приводит к практической возможности и экономической целесообразности построения новых поколений информационных систем на принципах многоагентных систем (МАС) [53], сетей интернета вещей и так называемой «туманной» вычислительной архитектуры [54]. Перечисленные типы распределенных вычислительных инфраструктур могут содержать миллионы автономных элементов, взаимодействующих

друг с другом децентрализованным образом в условиях динамически и программно определяемой сетевой коммуникации. В таких условиях структурным элементам и алгоритмам коммуникации, используемым в параллельных моделях динамики ИНС, могут быть поставлены в прямое соответствие определенные элементы вычислительных инфраструктур (например, нейроны - агенты) [55—62]. Действительно, различные исследователи [63—66] сходятся в том, что отдельное устройство (в сетях интернета вещей, в туманной вычислительной инфраструктуре) или отдельный интеллектуальный агент (в МАС) играют роль отдельного нейрона или реализуют определенный фрагмент глобальной многоуровневой ИНС. В таком случае динамика ИНС может быть эффективно реализована с помощью механизмов общей памяти или передачи сообщений.

Открытые проблемы в области СППР В ходе проведенного литературного анализа было выявлено, что актуальность создания СППР определяется возросшей сложностью принятия решений в условиях изменяющейся среды, растущих объемов данных, а также количества взаимосвязанных элементов, влияющих на деятельность лица, принимающего решение (ЛПР).

Отметим, что значительная часть современных СППР является гибридной, имея в своем ядре сразу несколько ключевых технологических компонентов, таких как данные, модели и знания. В таком случае недостаток данных на этапе создания СППР может компенсироваться бизнес-правилами и заранее заданными сценариями, в то время как постепенное накопление данных позволит применять технологии для анализа данных и новые математические модели для формирования более эффективных рекомендаций для ЛПР.

Как было показано в [A1], наблюдается тенденция внедрения в СППР методов ИИ, таких как ИНС и рассуждений на базе прецедентов, так как эти методы позволяют повысить прогностический потенциал СППР и выявить скрытые закономерности в имеющихся данных [67]. СППР с элементами ИИ обычно называют интеллектуальными СППР (ИСППР).

Несмотря на активные исследования в области построения гибридных экспертных систем, гибридных ИСППР, многие вопросы остаются не полностью решенными, такие как:

1. реализация объясняющих способностей для распределенных ИСППР,
2. интеграция в ИСППР перспективных нейросетевых архитектур,
3. разработка методов и моделей для представления знаний в виде, удобном для использования как на символическом, так и на суб-символическом уровнях,
4. разработка номенклатуры конфигураций и возможных вариантов внедрения нейросимволических ИСППР.

В силу актуальности разработки ИСППР, направленных на решение задач многокритериального выбора, существует ряд открытых исследовательских вопросов в рамках развития современных методов принятия решения. Существенными недостатками традиционных методов принятия решений, например, TOPSIS [68] или ELECTRE [69; 70], которые помогают экспертам определить лучшую альтернативу, является их сильная зависимость от количественных оценок, даже в форме нечетких множеств [71].

Таким образом, с одной стороны, существует явный тренд на создание гибридных ИСППР, включающих различные ИНС в виде собственных модулей, а с другой стороны, в условиях возрастающих потребностей в новых методах многокритериального принятия решений развиваются подходы по работе с качественными оценками, выраженными в лингвистической форме.

Исходя из этого, задачи построения ИСППР в условиях многокритериального выбора, задачи представления знаний как на символическом так и на субсимволическом уровнях, задачи интеграции ИНС в ИСППР для обеспечения в них способности к обучению и адаптации к окружающему контексту являются актуальными и важными.

Рассматриваемая в исследовании открытая проблема в области методов принятия решений: отсутствие моделей, алгоритмов и программных комплексов, способствующих проектированию и реализации эффективных интеллектуальных нейросимволических систем поддержки принятия решений на основе ИНС.

Объект исследования: интеллектуальные нейросимволические системы поддержки принятия решений, которые используют ИНС, в части решения задач многокритериального выбора в условиях слабой структурированности проблемной ситуации.

Предмет исследования: математическое и программное обеспечение нейросимволических интеллектуальных систем поддержки принятия решений для выполнения многокритериального выбора в условиях слабой структурированности проблемной ситуации.

Целью диссертационной работы является развитие моделей, создание, исследование и совершенствование, а также программная реализация нейросетевых методов и алгоритмов для создания интеллектуальных систем поддержки принятия решений, способных выполнять агрегацию лингвистических оценок в задачах многокритериального выбора в распределенном субсимволическом виде.

Для достижения цели в работе поставлен и решен ряд **задач**:

1. проведен критический анализ вопроса построения ИСППР, в основе которых лежит интеграция с ИНС;
2. разработана и исследована новая модель многокритериального принятия решений на основе лингвистических оценок с учётом

- множественных иерархически выстроенных аспектов проблемной ситуации;
3. разработаны и исследованы новые алгоритмы по представлению лингвистических оценок в задачах многокритериального выбора, в виде деревьев и в соответствующем им распределенном виде;
 4. разработаны и исследованы новые субсимволические распределенные методы агрегации лингвистических оценок с использованием нейросетевой парадигмы;
 5. спроектирован и реализован комплекс программных средств, позволяющих осуществлять кодирование, декодирование и изменение деревьев на субсимволическом уровне;
 6. спроектирован и реализован комплекс программных средств, позволяющих производить агрегацию лингвистической информации на субсимволическом уровне в задачах многокритериального принятия решений;
 7. исследована на практике эффективность применения созданных методов, алгоритмов и программных комплексов на ряде модельных задач многокритериального выбора с лингвистическими оценками.

Научная новизна: Научная новизна заключается в особенностях исследовательской программы и полученных результатов, которые обеспечивают новые возможности по моделированию и алгоритмизации процедур лингвистического принятия решений в субсимволическом виде в ИСППР, что ранее в научных работах лишь описывалось и не подвергалось анализу. В результате исследования предлагается новая модель многокритериального выбора на основе многоуровневого метода многокритериального принятия решений с использованием лингвистических оценок. Этот метод позволяет осуществлять оценивание вариантов по иерархически-структурированной шкале Дж. ван Гига [72]. Полученные в ходе исследования результаты делают возможным построение и программную разработку распределенных иерархических моделей оптимизации и многокритериального выбора.

Новой также является постановка задачи по представлению проблемной ситуации и экспертных оценок в виде дерева с дальнейшим преобразованием последнего с помощью метода тензорных представлений (ТП) [73] в распределенный вид. Кроме того, не рассматривался ранее в научных работах вопрос представления лингвистических операторов агрегации в функциональной форме. Такая форма может быть использована как в реализации ИСППР, так и выступать в качестве фундамента для развития теоретических методов и моделей принятия решений на основе лингвистических оценок. По результатам проведенного анализа bibliографии и сравнения с аналогами установлено, что авторский подход обладает научной новизной.

Выбранный метод построения ИНС для работы с деревьями, предложенный П. Смоленским, ранее применялся в основном для решения задач лингвистического анализа текстов, несмотря на теоретическую фундаментальность этих идей. Использование данного метода в предлагаемом исследовании позволит оценить её применимость для других научных областей. Сам П. Смоленский - создатель ТП, при обсуждении авторского подхода, отметил, что полученные результаты обладают новизной (ссылка на видеозапись международного семинара VSA ONLINE¹).

Практическая значимость Алгоритмы и программная реализация могут быть доведены до практического использования в виде ядра ИСППР. А именно, для обеспечения взаимосвязи между нейросетевыми модулями и символическими рассуждениями. Например, ИСППР в приложении к медицинским задачам может быть представлена в виде набора специализированных нейросетевых ассистентов, управляемых символическим координирующим модулем. По мере развития и стандартизации способов описания решаемых задач и знаний, необходимых для принятия решений, а также по мере накопления исторических данных, можно создавать большее число нейросетевых модулей, которые могли бы взять на себя часть символических рассуждений из модуля-координатора, при этом выигрыш бы заключался в том, что подобные рассуждения теперь опираются не только на экспертные знания, которые обновляются в базе знаний ИСППР с большой задержкой, но и на исторический опыт, где нейросетевые методы находят трудно уловимые закономерности и способны предложить ЛПР наилучшего варианта действий [74], адекватные, неординарные и полезные рекомендации. Подобные рассуждения можно применить к другим инженерным и техническим областям, таким как системы умного города и автономного транспорта.

Методология и методы исследования.

Проведенные теоретические и прикладные исследования базируются на методах современного системного анализа [75], теории принятия решений [16], теории нечеткой логики [23]. Для критического анализа проблемы интеграции ИНС и современных ИСППР на основе актуальной научной литературы использовалась методология DSRM [76]. Было собрано и изучено более 160 актуальных научных источников.

Для представления рекурсивных структур в распределенном виде, выполнения манипуляций над структурами на субсимволическом уровне и декодирования рекурсивных структур из распределенного представления использовался метод ТП [73] и разработанный П. Смоленским проект нейросетевой архитектуры, позволяющей манипулировать распределенным представлением произвольных символических структур [77].

В силу фокуса данного исследования на задачах агрегации лингвистических оценок для моделирования лингвистических оценок использовалась

¹<https://youtu.be/MFCuxdiJ3ds>

двухкортежная модель (2-tuple) [78] и оператор агрегации оценок МТА (multigranular 2-tuple average) [28].

Для подтверждения адекватности и эффективности предложенных моделей и алгоритмов были использованы методы вычислительного эксперимента. Для этого были разработаны два программных комплекса. С этими комплексами была проведена серия экспериментов, подтверждающих корректность сделанных предложений по субсимволической агрегации лингвистических оценок.

Программная реализация комплексов производилась по полному циклу разработки программного обеспечения: от шага проектирования до верификации результатов и оценки производительности. Выбор программного каркаса осуществлялся в соответствии с элементами *ГОСТ Р ИСО/МЭК 20741-2019 Системная и программная инженерия. Руководство для оценки и выбора инструментальных средств программной инженерии* [79]. Для описания дизайна программных комплексов использовался язык графического описания для объектного моделирования ArchiMate® 3.1². При реализации программных комплексов использовались: программный каркас TensorFlow, библиотеки NumPy, SciPy и другие, входящие в экосистему языка программирования Python.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. модель многокритериального иерархического принятия решений слабоструктурированных проблем с учетом их многоаспектности и неопределенности контекста с использованием лингвистических оценок и иерархии абстракций Дж. Ван Гига. Данный результат позволяет осуществлять работу как с качественными, так и с количественными оценками на протяжении всего процесса принятия решения по различным уровням абстракции, а также предоставляет надежный механизм автоматического распределения весов оценок экспертов в зависимости от точности их оценок,
2. модель нейросетевой агрегации лингвистических оценок, основанная на нейросетевой архитектуре нейронной машины Тьюринга (НМТ) и позволяющая осуществить перенос расчета значений символических выражений на субсимволический уровень,
3. метод автоматической генерации структуры и весов ИНС для выполнения специальных задач кодирования, декодирования и преобразования символических структур на субсимволическом уровне. Данный результат позволяет перевести символическое знание, выраженное в виде некоторой рекурсивной структуры, в распределенный вид, требуемый для субсимволических распределенных вычислений,
4. метод кодирования экспертных оценок в задачах многокритериального выбора, в вид дерева. Данный результат делает возможным

²<https://pubs.opengroup.org/architecture/archimate3-doc/toc.html>

- применение нейросетевых технологий для выражения символических алгоритмов агрегации лингвистических оценок в задачах многокритериального выбора,
5. программный комплекс по кодированию символических структур: бинарных деревьев, лингвистических оценок в распределенное представление, генерации специальных нейросетевых архитектур, декодированию символических структур из распределенного представления. Данный результат позволяет апробировать предлагаемые подходы на ряде модельных задач принятия решений, а программный комплекс не имеет аналогов. Также были определены специфичные характеристики для сравнения существующих программных каркасов и осуществления мотивированного выбора программного каркаса для создания программного комплекса,
 6. программный комплекс по обучению и выполнению обученных ИНС, построенных на основе имеющейся реализации нейросетевой архитектуры нейронной машины Тьюринга, которая была значительно переработана, улучшена и адаптирована под внедрение в нейросимволические модули ИСППР. Данный программный комплекс позволяет выполнять решение различных задач: суммы чисел с фиксированной точностью, взвешенной суммы чисел с фиксированной точностью, агрегации лингвистических оценок с различными правилами кодирования лингвистических оценок: по отдельным элементам структуры закодированной лингвистической оценки, по полному распределенному представлению лингвистической оценки с включением веса значимости и без него. Данный результат позволяет провести экспериментальное исследование эффективности предлагаемого подхода и осуществить решение ряда модельных задач принятия решений,
 7. результаты экспериментальной оценки созданных моделей, алгоритмов и программного обеспечения. Сравнительный анализ эффективности методов кодирования символических структур в ТП показал быстрый рост размерности при увеличении глубины рекурсивной структуры, а также было продемонстрировано, что использование методов разреженных вычислений позволяет значительно ускорить выполнение операций кодирования и декодирования. Данный результат позволяет сделать вывод о применимости выбранных методов для внедрения в существующие ИСППР и предлагает различные варианты по увеличению эффективности операций кодирования и декодирования символических структур.

Достоверность предлагаемых методов подтверждается результатами вычислительных экспериментов со специализированными

нейросетевыми примитивами, автоматически полученными в результате работы программных комплексов, сравнением результатов агрегации с результатами работы символической реализации метода иерархического многокритериального выбора ML-MDM, а также решением актуальной задачи многокритериального выбора стратегии продовольственной безопасности.

Апробация работы. Основные результаты работы докладывались на следующих конференциях, семинарах и т.п:

1. Ежегодная межвузовская научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых специалистов имени Е.В.Арменского. Даты: 18 - 28 февраля 2019 г.
2. Intelligent Systems Conference 2019 (IntelliSys 2019). Даты: 5 - 6 сентября 2019 г.
3. XXI Международная научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2019". Даты: 2-6 октября 2019 г.
4. Международная конференции «Нейронные сети послезавтра: проблемы и перспективы». Даты: 30 ноября - 2 декабря 2019 г.
5. XXIII Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям (SCM-2020). Даты: 27 - 29 мая 2020 г.
6. 2nd International Conference on Electrical, Communication and Computer Engineering. Даты: 12 - 13 июня 2020 г.
7. XIII Международная конференция Новые информационные технологии в исследовании сложных структур. Даты: 7 - 9 сентября 2020 г.
8. Восемнадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту. Даты: 10 - 16 сентября 2020 г.
9. 25-я Нижегородская сессия молодых ученых. Даты: 10 - 13 ноября 2020 г.
10. 3rd International Conference on Electrical, Communication and Computer Engineering. Даты: 12 - 13 июня 2021 г.
11. Семинар VSA ONLINE, организуемый объединенной рабочей группой Lulea University of Technology (Sweden) и UC Berkeley (USA). Даты: 28 июня 2021 г.
12. VII Международная конференция и молодежная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2021). Даты: 20 сентября - 24 сентября 2021 г.
13. 5-я Международная научная конференция Интеллектуальные информационные технологии в технике и на производстве. Даты: 30 сентября - 4 октября 2021 г.

Личный вклад. Личный вклад автора заключается в выполнении всего объема теоретических и экспериментальных исследований, изложенных в диссертационной работе, включая разработку теоретических

моделей, методик экспериментальных исследований, проведение исследований, анализ и оформление результатов в виде публикаций и научных докладов.

Публикации. Основные результаты по теме диссертации изложены в 13 печатных изданиях, 0 из которых изданы в журналах, рекомендованных ВАК[A1; A9; A2] , 8 — в периодических научных журналах, индексируемых Web of Science или Scopus[A1; A9; A2—A4; A10—A12; A5—A7; A13; A8] .

Диссертационная работа была выполнена при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-37-90058.

Содержание работы

Во **введении** обосновывается актуальность исследований, проводимых в рамках данной диссертационной работы, приводится обзор научной литературы по изучаемой проблеме, формулируется цель, ставятся задачи работы, излагается научная новизна и практическая значимость представляемой работы.

Первая глава посвящена анализу современных подходов к построению ИСППР. Рассматриваются методы многокритериального принятия решений в условиях нечеткой исходной информации и обосновывается актуальность использования лингвистических оценок для работы с нечеткой информацией. В частности, затрагиваются вопросы многокритериального принятия решений с использованием лингвистических оценок. Выполнен обзор современных подходов к решению задач многокритериального принятия решений. Также в Главе 1 формулируется вопрос распределенного представления информации как центрального элемента субсимволических вычислений и необходимости создания протокола взаимодействия символических и субсимволических систем. Рассматриваются существующие подходы к представлению знаний и символических рассуждений на субсимволическом уровне. Представлен подробный обзор метода тензорных представлений к построению высокоразмерных представлений для рекурсивных структур. Делается вывод о применимости тензорных представлений для использования в ИСППР в силу гарантированного отсутствия потерь информации при переходе с символического уровня на субсимволический и обратно.

Вторая глава содержит описание авторской модели многокритериального принятия решений с использованием лингвистических оценок, которая определяет процесс принятия решения в условиях неопределенности и неоднородности контекста проблемной ситуации. Формулируется задача лингвистического многокритериального принятия решений, подробно анализируется иерархия уровней абстракции при анализе проблемной

ситуации, играющая важную роль в предлагаемой модели. Приведено теоретическое описание предлагаемой модели, отдельных шагов в процессе работы в рамках заданной модели. Проводится сравнительный анализ предлагаемого подхода и существующих аналогов с точки зрения согласованности итоговых рангов альтернатив.

Третья глава содержит описание предлагаемой модели построения и интеграции нейросетевых технологий в ИСППР для решения шага агрегации лингвистических оценок. Разработан дизайн компилируемой ИНС для кодирования рекурсивной структуры в распределенное представление и обратного восстановления из него. Представлен разбор алгоритма построения ТП и их декодирования на примере. Предложена принципиальная схема ИНС-кодировщика. Предложена принципиальная схема ИНС по восстановлению структуры. Проведен анализ предлагаемого дизайна ИНС по кодированию и восстановлению структуры. Обсуждается вопрос использования восстанавливаемого распределенного представления как контракта между символическими и субсимволическими модулями ИСППР.

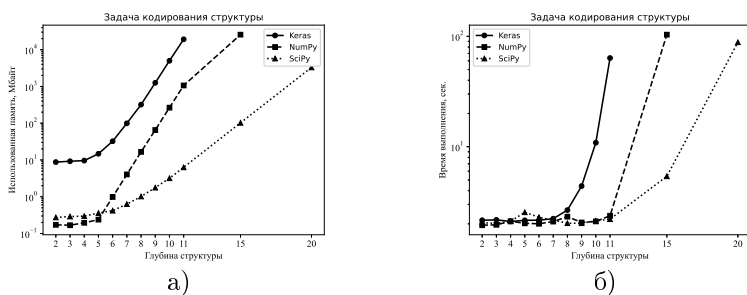


Рис. 1 — Оценка необходимых а) объема памяти и б) времени для кодирования бинарных деревьев различной глубины с помощью метода ТП. Механика кодирования осуществлялась с помощью различных программных инструментов: нейросетевого каркаса Keras, библиотеки NumPy и SciPy.

Первый подход к агрегации оценок строится на основе предлагаемой в диссертационном исследовании целочисленной арифметики с целыми числами, выраженной через манипулирование символическими структурами. Далее, в силу возможности кодирования и декодирования символических структур, а также выполнения преобразований, эквивалентных структурным преобразованиям над символическими структурами без потери информации, предлагается выразить агрегацию лингвистических оценок с помощью каскада компилируемых ИНС, не требующих обучения. В качестве базового метода используются ТП.

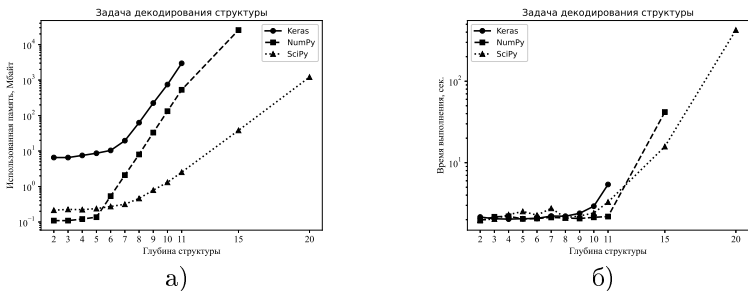


Рис. 2 — Оценка необходимых а) объема памяти и б) времени для декодирования бинарных деревьев различной глубины с помощью метода ТП. Механика кодирования осуществлялась с помощью различных программных инструментов: нейросетевого каркаса Keras, библиотеки NumPy и SciPy.

Предложен дизайн обучаемой ИНС для субсимволической агрегации лингвистических оценок на основе нейронной машины Тьюринга (НМТ) (Рисунок 3). Предложен внешний интерфейс разрабатываемого нейросетевого модуля, структура и формат синтетических данных. Предложена принципиальная схема ИНС-агрегатора. Проведен анализ обучаемого ИНС-агрегатора.

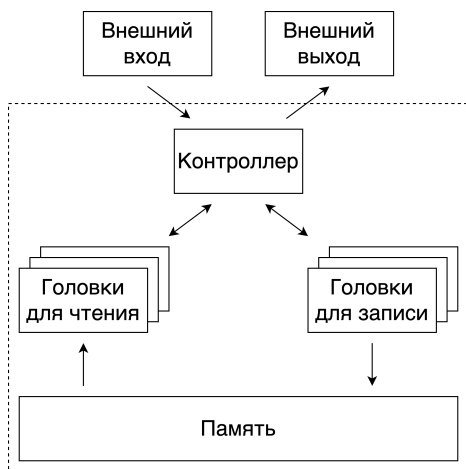


Рис. 3 — Дизайн НМТ.

Наконец, предлагается общая схема выражения шага агрегации лингвистических оценок на субсимволическом уровне, которая включает

кодирование знаний о проблемной ситуации в виде рекурсивной структуры, дальнейшую обработку раундов агрегации с помощью каскада компилируемых ИНС, а также саму агрегацию с помощью модуля обученной ИНС, построенной на основе НМТ.

Четвертая глава посвящена реализации нейросетевых модулей ИСППР в рамках программного комплекса. Представлен обзор программных инструментов для создания, обучения и исполнения ИНС. Подробно рассматриваются технологии и средства, использованные при создании нейросетевых модулей, языки и подходы программирования. Разработан программный комплекс для создания, компиляции и исполнения ИНС для кодирования рекурсивных структур и их восстановления из распределенного представления. Разработан программный комплекс для создания, обучения и исполнения ИНС для нейросетевой агрегации (Рисунок 4). В частности, показано, что задача агрегации лингвистических оценок может решаться с нулевой ошибкой с помощью обученной ИНС на основе НМТ. Представлено описание работы программных комплексов на базовом примере.

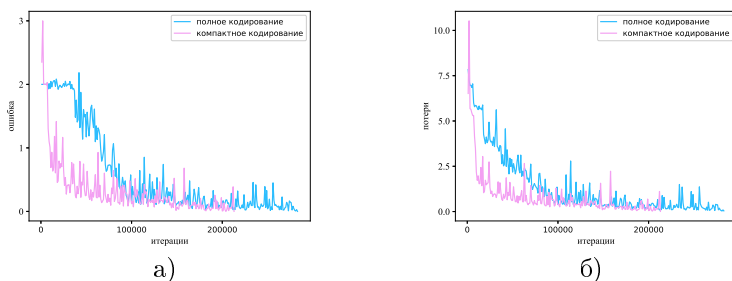


Рис. 4 — Динамика обучения ИНС на основе НМТ для агрегации оценок по принципу лингвистического оператора МТА. Экспертные оценки представлены согласно предлагаемым способам распределенного представления: а) Упакованные в последовательность *элементы* закодированной с помощью метода ТП структуры двухкортежной лингвистической оценки. б) Упакованные в последовательность *цельные* двухкортежные лингвистические оценки, представленные как структуры из двух заполнителей и закодированные с помощью метода ТП.

В **Закл^ючении** сформулированы основные выводы и результаты, полученные в работе. А именно: была достигнута поставленная цель: были предложены новые модели, методы, алгоритмы, а также созданы новые программные комплексы, содержащие программную реализацию предложенных методов и алгоритмов, которые позволяют создавать

интеллектуальные системы поддержки принятия решений, способных выполнять агрегацию лингвистических оценок в задачах многокритериального выбора в распределенном субсимволическом виде. Были решены все поставленные задачи: был проведен критический анализ вопроса построения ИСППР, была разработана и исследована новая модель многокритериального принятия решений на основе лингвистических оценок с учётом множественных иерархически выстроенных аспектов проблемной ситуации, были разработаны и исследованы новые алгоритмы по представлению лингвистических оценок в задачах многокритериального выбора в виде деревьев и в соответствующем им распределенном виде, были разработаны и исследованы новые субсимволические распределенные методы агрегации лингвистических оценок с использованием нейросетевой парадигмы, были спроектированы и реализованы два основных ^{3 4} и четыре вспомогательных ^{5 6 7 8} комплекса программных средств, была исследована эффективность применения созданных методов, алгоритмов и программных комплексов на модельной задаче многокритериального выбора с лингвистическими оценками. Основное отличие собственного решения от существующих подходов к построению ИСППР для помощи ЛПР в задачах многокритериального выбора, основная идея которых заключается либо в построении символических правил агрегации оценок, либо в построении обучаемого нейросетевого модуля на основе только количественных оценок, заключается в предлагаемой модели принятия решений на основе лингвистических оценок, а также в наборе алгоритмов для представления лингвистических оценок в распределенном виде, их восстановлении из распределенного представления, и агрегации на нейросетевом уровне с помощью обучаемого нейросетевого модуля.

Научная новизна проведенного исследования заключается в следующем:

1. на основе систематического анализа существующих подходов и методов к построению ИСППР поставлен ряд актуальных исследовательских вопросов, требующих разработки новых моделей, алгоритмов и программных комплексов,
2. предложена новая модель многокритериального выбора на основе многоуровневого метода многокритериального принятия решений с использованием лингвистических оценок с учётом множественных иерархически выстроенных аспектов проблемной ситуации,
3. на основе метода ТП предложены новые методы построения распределенного представления лингвистических оценок, их

³<https://github.com/demid5111/ldss-tensor-structures>

⁴<https://github.com/ldss-hse/ldss-neural-aggregator>

⁵<https://github.com/ldss-hse/ldss-core-aggregator>

⁶<https://github.com/ldss-hse/ldss-bdi>

⁷<https://github.com/ldss-hse/ldss-core-api>

⁸<https://github.com/ldss-hse/ldss-benchmark>

нейросетевой агрегации и восстановления из распределенного представления.

В рамках практической части работы реализованы прототипы нейросетевых модулей для ИСППР. Построенные прототипы подтверждают корректность предложенных моделей и алгоритмов, выполнены в соответствии с современными требованиями к разработке программного обеспечения, предоставляя пользователю функционал для решения задач многокритериального выбора с использованием лингвистических оценок на субсимволическом уровне. В отличие от существующих решений для построения обучаемых нейросетевых модулей на основе НМТ, представленные программные прототипы содержат отдельные модули для создания синтетических данных, сохраняют совместимость с ранее поддерживаемыми задачами, но при этом обладают свойствами расширяемости и поддерживаемости, что было также продемонстрировано в данной работе. В результате создания программных комплексов повторно-используемые структуры данных и алгоритмы были выделены в виде Python модулей и пакетов, что создаёт основу для развития данного направления как с исследовательской, так и с инженерной точек зрения. Таким образом, обеспечивается возможность интеграции разработанных модулей в ИСППР и их дальнейшей коммерциализации.

Эффективность и гибкость предлагаемого подхода продемонстрированы на нескольких типовых примерах, таких как агрегация лингвистических оценок, представленных в распределенном виде, от разного числа экспертов: двух или трех. Также, с помощью программных комплексов демонстрируется возможность создания компилируемых ИНС, не требующих обучения и выполняющих интеллектуальные задачи по кодированию, восстановлению рекурсивных структур, а также по выполнению операций над распределенными представлениями рекурсивных структур, в том числе требующих условного ветвления. Важно отметить, что предлагаемые подходы к работе с лингвистическими оценками на субсимволическом уровне являются универсальными, что было продемонстрировано.

Представляется важным отобразить полученные результаты на схеме концептуальной модели СППР, рассматриваемой в Главе 1. Концептуальная модель СППР с указанием того, где новые результаты, полученные в результате данного исследования, расширяют набор существующих инструментов и моделей, представлена на Рисунке 5. Предлагаемый метод создания субсимволических модулей вычислительных систем, таких как СППР, представлен на Рисунке 6.

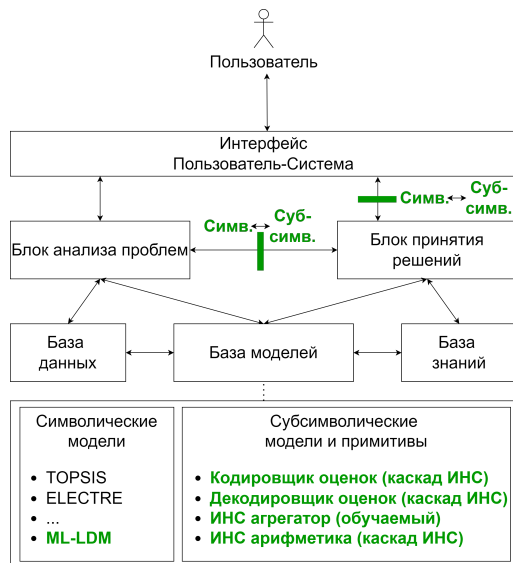


Рис. 5 — Концептуальная модель нейро-символической СППР с указанием новых элементов, предложенных в данной работе. *ML-LDM* - обозначение многокритериальной модели принятия решений. Все предлагаемые модели и методы отмечены жирным шрифтом и зеленым цветом. Аналогичным образом отмечен переход между символическими и субсимволическими представлениями знаний, появляющийся в нейро-субсимволических СППР, который становится возможным при внедрении предложенных моделей по кодированию и декодированию символических структур. Сокращения: *симв.* - символический, *субсимв.* - субсимволический.

С точки зрения перспектив развития данной темы исследований можно выделить несколько направлений. Во-первых, важным является изучение вопроса формализации принципа представления проблемной ситуации в виде рекурсивной структуры, так как это позволит осуществить полный цикл поддержки принятия решений: от формирования альтернативных решений и иерархически выстроенных критериев до агрегации лингвистических оценок. Во-вторых, необходимо исследовать важные аспекты предлагаемых дизайнов компилируемых ИНС для решения интеллектуальных задач, такие как: возможность оптимизации ИНС с точки зрения повторного использования общих подграфов вычислений, возможность генерации ИНС по произвольному функциональному выражению, состоящему из операций *cons* и *ex*. В-третьих, согласно анализу производительности и выделенным ограничениям текущих дизайнов компилируемых ИНС, а также современным достижениям, полученным в области разреженных вычислений [80; 81], перспективным

является использование разреженных ИНС, тем более, что необходимые функциональные блоки стали доступны в рамках программного каркаса TensorFlow⁹, выбранного в качестве основного в разработанных программных комплексах. В-четвертых, необходимо проанализировать выигрыш в производительности предлагаемых моделей субсимволической агрегации лингвистических оценок в условиях массового параллелизма, по сравнению с символическими методами. По результатам такого анализа предполагается показать вычислительную оправданность предлагаемых нейросетевых дизайнов. В-пятых, предлагается рассмотреть возможности НМТ для выражения других операторов агрегации лингвистических оценок, например, взвешенной версии оператора МТА. В-шестых, необходимо выполнить интеграцию полученных алгоритмов в состав полнофункциональной ИСППР на основе субсимволической парадигмы. В-седьмых, интерес представляет вопрос формализации задачи обучения ИНС для выполнения агрегации лингвистических оценок как задачи предсказания последовательности по заданной последовательности (sequence-to-sequence, seq2seq). При успешном выполнении этого шага становится возможным исследование применимости к поставленной задаче перспективных нейросетевых технологий, таких как Transformer [82] и BERT [83], которые позволяют использовать значительно больший операционный контекст, по сравнению с LSTM, используемых в качестве контроллера НМТ в обучаемом нейросетевом агрегаторе лингвистических оценок, предлагаемом в данной работе. Большой операционный контекст позволит создавать нейросетевые агрегаторы для большего числа экспертов. В-восьмых, перспективным направлением дальнейших исследований является сравнение предлагаемого метода построения распределенных представлений на основе ТП с другими методами, используемыми в векторных символьных архитектурах. Наконец, имеет смысл сравнить ключевые характеристики обучаемого нейросетевого агрегатора в случае использования методов получения распределенного представления, используемых при создании современных мультимодальных ИНС [84; 85]. Например, в рамках рассматриваемой задачи многокритериального выбора можно рассмотреть возможность использования в качестве входных данных необработанного описания экспертных оценок в виде текста, не превращая эти оценки в элементы двухкортежной модели, или использования методов построения высокоразмерных представлений для графов [86; 87] для кодирования лингвистических оценок и общего описания проблемной ситуации, выраженных в виде рекурсивной структуры. Разработка таких решений обеспечивает фундаментальные строительные блоки для распределенных гибридных нейросимволических ИСППР.

Объединение субсимволической и символьной вычислительных парадигм является перспективной и актуальной идеей, а их интеграция

⁹https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/sparse/SparseTensor

обеспечит значительный прогресс в решении тех задач, которые не могут быть решены исключительно одним из этих двух подходов, в частности, при построении ИСППР, способных выполнять агрегацию лингвистических оценок в задачах многокритериального выбора в распределенном субсимволическом виде.



Рис. 6 — Процесс создания нейросимволических модулей для ИСППР. Зелёным отмечены блоки, укомплектованные готовыми моделями, алгоритмами и программными комплексами, жёлтым - блок, требующий доработки готовых решений, серым - блок, требующий дальнейших исследований. Справа от каждого блока указаны полученные результаты, либо шаги, требующие доработки.

Публикации автора по теме диссертации

Публикации стандартного уровня

- A1. Демидовский, А. В. Интегрированные нейросимволические системы поддержки принятия решений: проблемы и перспективы / А. В. Демидовский, Э. А. Бабкин // Бизнес-информатика. — 2021. — Т. 15. — С. 7—23.
- A2. Демидовский, А. В. Адаптация нейронных машин Тьюринга для задачи агрегации лингвистических оценок в нейросимволических системах поддержки принятия решений (в печати) / А. В. Демидовский, Э. А. Бабкин // Информационно-управляющие системы. — 2021. — № 5. — С. 40—50.

- A3. *Demidovskij, A. V.* Аспекты реализации тензорного связывания переменных в коннективистских системах / A. V. Demidovskij // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Т. 1037. — 2019. — С. 97–110.
- A4. *Demidovskij, A. V.* Об автоматическом манипулировании произвольными структурами в коннективистской парадигме с помощью тензорных представлений / A. V. Demidovskij // *Advances in neural computation, machine learning, and cognitive research III*. Т. 856. — 2019. — С. 375–383.
- A5. *Demidovskij, A. V.* Проектирование нейросетевого примитива для условных структурных преобразований / A. V. Demidovskij, E. A. Babkin // *Lecture Notes in Computer Science*. Т. 12412. — 2020. — С. 117–133.
- A6. *Demidovskij, A. V.* Проектирование арифметического нейросетевого примитива для субсимволической агрегации лингвистических оценок / A. V. Demidovskij, E. A. Babkin // *Journal of Physics: Conference Series*. — 2020. — Т. 1680. — С. 012007.
- A7. *Demidovskij, A. V.* Кодирование и декодирование рекурсивных структур в нейросимволических системах / A. V. Demidovskij, E. A. Babkin // *Optical Memory and Neural Networks (Information Optics)*. — 2021. — Т. 30. — С. 37–50.
- A8. *Demidovskij, A. V.* Нейросетевая реализация многогранный оператора среднего для двухкортежных оценок в нейросимволических системах поддержки принятия решений / A. V. Demidovskij, E. A. Babkin // *Lecture Notes in Networks and Systems*. — 2021. — С. 350–359.

Прочие публикации

- A9. *Демидовский, А. В.* Разработка распределенной лингвистической системы поддержки принятия решений / А. В. Демидовский, Э. А. Бабкин // *Бизнес-информатика*. — 2019. — Т. 13. — С. 18–32.
- A10. *Demidovskij, A. V.* О выражении лингвистических операторов в виде распределённого нейросетевого алгоритма / A. V. Demidovskij, E. A. Babkin // *Proceedings of 2020 23rd International Conference on Soft Computing and Measurements*. — 2020. — С. 161–164.
- A11. *Demidovskij, A. V.* Сравнительный анализ методов многокритериального принятия решений: ELECTRE, TOPSIS и ML-LDM / A. V. Demidovskij // *Proceedings of 2020 23rd International Conference on Soft Computing and Measurements*. — 2020. — С. 190–193.

- A12. *Demidovskij, A. V.* Автоматическое построение нейронных сетей для создания тензорных представлений в нейросимволических интеллектуальных системах / A. V. Demidovskij // 2nd International Conference on Electrical, Communication and Computer Engineering. — 2020. — С. 9179403.
- A13. *Demidovskij, A. V.* О применимости нейронных машин Тьюринга в нейросимволических системах поддержки принятия решений / A. V. Demidovskij // 3rd International Conference on Electrical, Communication and Computer Engineering. — 2021.

Список литературы

1. Challenges for the cyber-physical manufacturing enterprises of the future / H. Panetto [et al.] // Annual Reviews in Control. — 2019. — Vol. 47. — P. 200—213.
2. *Moreira, M. E.* Agile Enterprise / M. E. Moreira. — New York : Apress, 2017. — 293 p.
3. *MacDonald, T. J.* Blockchains and the boundaries of self-organized economies: Predictions for the future of banking / T. J. MacDonald, D. W. Allen, J. Potts // Banking beyond banks and money. — Springer, 2016. — С. 279—296.
4. *Power, D. J.* Decision support systems: concepts and resources for managers / D. J. Power. — Greenwood Publishing Group, 2002.
5. *Поспелов, Д. А.* Моделирование рассуждений. Опыт анализа мыслительных актов / Д. А. Поспелов. — М.: Радио и связь, 1989. — 214 с.
6. Теория и методы создания интеллектуальных компьютерных систем / В. Л. Арлазаров [и др.] // Информационные технологии и вычислительные системы. — 1998. — № 1. — С. 3—13.
7. *Осипов, Г. С.* Динамика систем, основанных на знаниях / Г. С. Осипов // Известия РАН. Теория и системы управления. — 1998. — № 5. — С. 24—28.
8. *Голицын, Г. А.* Нейронные сети и экспертные системы: перспективы интеграции / Г. А. Голицын, И. Б. Фоминых // Новости искусственного интеллекта. — 1996. — № 4. — С. 121—146.
9. *Turban, E.* Decision Support Systems and Intelligent Systems (7th Edition) / E. Turban, J. E. Aronson, T.-P. Liang. — Prentice-Hall, Inc., 2004.

10. *Haagsma, I. G.* Decision support systems: An integrated and distributed approach / I. G. Haagsma, R. D. Johanns // Transactions on Ecology and the Environment. — 1994. — С. 205—212.
11. *Fox, J.* Safe and sound. Artificial intelligence in hazardous applications / J. Fox, S. Das. — MIT Press, 2000. — 325 p.
12. Интеллектуальное ядро системы поддержки принятия решений / В. П. Осипов [и др.] // Препринты ИПМ им. МВ Келдыша. — 2018. — № 205. — С. 1—23.
13. *Бондаренко, И. С.* Концепция имитационной модели системы поддержки принятия решений угольного предприятия / И. С. Бондаренко // Вестник университета. — 2021. — № 2.
14. *Алескеров, Ф. Т.* Качественные модели многокритериального выбора / Ф. Т. Алескеров // Методы сбора и анализа сложноорганизованных данных. — 1991. — С. 61—68.
15. *Ларичев, О. И.* Человеко-машинные методы решения многокритериальной задачи о назначениях / О. И. Ларичев, М. Ю. Стернин // Автоматика и телемеханика. — 1998. — № 7. — С. 135—156.
16. *Ларичев, О. И.* Методы многокритериальной оценки альтернатив / О. И. Ларичев // Многокритериальный выбор при решении слабоструктурированных задач. — М. : ВНИИСИ, 1978. — С. 5—30.
17. *Ларичев, О. И.* Свойства методов принятия решений в многокритериальных задачах индивидуального выбора / О. И. Ларичев // Автоматика и телемеханика. — 2002. — Т. 63, № 2. — С. 304—315.
18. *Ногин, В. Д.* Принятие решений в многокритериальной среде. Количественный подход / В. Д. Ногин. — Физматлит, 2004. — 325 с.
19. *Новикова, Н. М.* Многокритериальные задачи принятия решений в условиях неопределенности / Н. М. Новикова, И. И. Поспелова. — М.: ВЦ РАН, 2000. — 64 с.
20. *Осипов, В. П.* Многокритериальный анализ решений при нечетких областях предпочтений / В. П. Осипов, В. А. Судаков // Препринты Института прикладной математики им. М. В. Келдыша РАН. — 2017. — С. 6—16.
21. *Doumpos, M.* Multicriteria decision aid and artificial intelligence: links, theory and applications / M. Doumpos, E. Grigoroudis. — John Wiley & Sons, 2013.
22. *Ishizaka, A.* Multi-criteria decision analysis: methods and software / A. Ishizaka, P. Nemery. — John Wiley & Sons, 2013.
23. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / А. Н. Аверкин [и др.] ; под ред. Д. А. Поспелов. — Москва : Наука, 1986. — 312 с.

24. *Борисов, А. Н.* Модели принятия решений на основе лингвистической переменной / А. Н. Борисов, А. В. Алексеев, О. А. Крумберг. — Зинатне, 1982.
25. *Алексеев, А. В.* Лингвистические модели принятия решений в нечетких ситуационных системах управления / А. В. Алексеев // Методы принятия решений в условиях неопределенности. Рига: РПИ. — 1980.
26. *Yager, R. R.* A linguistic variable for importance of fuzzy sets / R. R. Yager // *Cybernetics and System.* — 1980. — Т. 10, № 1—3. — С. 249—260.
27. *Zadeh, L.* The linguistic approach and its application to decision analysis / L. Zadeh // *Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, And Fuzzy Systems: Selected Papers by Lotfi A Zadeh.* — World Scientific, 1996. — С. 260—282.
28. *Xu, Z.* Linguistic decision making / Z. Xu. — Springer, 2012.
29. *Herrera, F.* Linguistic decision analysis: steps for solving decision problems under linguistic information / F. Herrera, E. Herrera-Viedma // *Fuzzy Sets and systems.* — 2000. — Т. 115, № 1. — С. 67—82.
30. *Martinez, L.* 2-tuple linguistic model / L. Martinez, R. M. Rodriguez, F. Herrera // *The 2-tuple Linguistic Model.* — Springer, 2015. — С. 23—42.
31. *Espinilla, M.* An extended hierarchical linguistic model for decision-making problems / M. Espinilla, J. Liu, L. Martinez // *Computational Intelligence.* — 2011. — Т. 27, № 3. — С. 489—512.
32. *Linguistic decision making: Tools and applications / L. Martinez [и др.].* — 2009.
33. *Yager, R. R.* Concepts, theory, and techniques a new methodology for ordinal multiobjective decisions based on fuzzy sets / R. R. Yager // *Decision Sciences.* — 1981. — Т. 12, № 4. — С. 589—600.
34. *Delen, D.* Artificial neural networks in decision support systems / D. Delen, R. Sharda // *Handbook on Decision Support Systems 1.* — Springer, 2008. — С. 557—580.
35. *d'Avila Garcez, A.* Neurosymbolic AI: the 3rd Wave / A. d'Avila Garcez, L. C. Lamb // arXiv preprint arXiv:2012.05876. — 2020.
36. *Фоминых, И. Б.* Некоторые формальные аспекты информационного подхода к построению нейросетевых ЭС / И. Б. Фоминых // *Известия РАН: Теория и системы управления.* — 1999. — № 5.
37. *Кузнецов, О. П.* Неклассические парадигмы в искусственном интеллекте / О. П. Кузнецов // *Известия РАН. Теория и системы управления.* — 1995. — № 5. — С. 76—84.

38. *Комарцова, Л. Г.* Исследование нейросетевых и гибридных методов и технологий в интеллектуальных системах поддержки принятия решений : дис. ... д-р. техн. наук : 05.13.11 / Л. Г. Комарцова. — Калуга, 2003. — 438 с.
39. *Фоминых, И. Б.* Нейрологические модели и методы решения задач в интеллектуальных системах реального времени : дис. ... д-р. техн. наук : 05.13.17 / И. Б. Фоминых. — М., 2000. — 204 с.
40. *Sottara, D.* Integration of symbolic and connectionist AI techniques in the development of Decision Support Systems applied to biochemical processes : PhD thesis / Sottara Davide. — alma : University of Bologna, 2010.
41. Neural-symbolic computing: An effective methodology for principled integration of machine learning and reasoning / A. d'Avila Garcez [и др.] // arXiv preprint arXiv:1905.06088. — 2019.
42. *Medsker, L. R.* Hybrid neural network and expert systems / L. R. Medsker. — Springer Science & Business Media, 2012. — 240 p.
43. Neural-symbolic integration and the Semantic Web / P. Hitzler [и др.] // Semantic Web. — 2020. — Т. 11, № 1. — С. 3—11.
44. *Hammer, B.* Perspectives of neural-symbolic integration. Т. 77 / B. Hammer, P. Hitzler. — Springer, 2007.
45. *Ginzberg, M. J.* Decision support systems: issues and perspectives / M. J. Ginzberg, E. A. Stohr. — 1982.
46. *Gallant, S. I.* Neural network learning and expert systems / S. I. Gallant, S. I. Gallant. — MIT press, 1993.
47. *Борисов, А. Н.* Принципы построения и реализации гибридных экспертных систем / А. Н. Борисов // Сб. "Гибридные экспертные системы в задачах проектирования сложных технических объектов. Материалы краткосрочного научнотехнического семинара "Гибридные экспертные системы в задачах проектирования сложных технических объектов. — 1992. — С. 6—9.
48. *Sima, J.* Neural expert systems / J. Sima // Neural networks. — 1995. — Т. 8, № 2. — С. 261—271.
49. *Besold, T. R.* Towards integrated neural-symbolic systems for human-level ai: Two research programs helping to bridge the gaps / T. R. Besold, K.-U. Kuhnberger // Biologically Inspired Cognitive Architectures. — 2015. — Т. 14. — С. 97—110.
50. *d'Avila Garcez, A.* Neural-symbolic cognitive reasoning / A. d'Avila Garcez, L. C. Lamb, D. M. Gabbay. — Springer Science & Business Media, 2008.

51. *Pinkas, G.* Representing, binding, retrieving and unifying relational knowledge using pools of neural binders / G. Pinkas, P. Lima, S. Cohen // *Biologically Inspired Cognitive Architectures*. — 2013. — Т. 6. — С. 87—95.
52. *Колесников, А. В.* Гибридные интеллектуальные системы : Теория и технология разработки : [Монография] / А. В. Колесников. — СПб. : Изд-во СПбГТУ, 2001. — 710 с.
53. *Мисевич, П. В.* Методология проектирования и сопровождения автоматизированных систем с мультиагентными средствами интеллектуальной поддержки жизненного цикла сценариев работы : дис. ... д-ра техн. наук : 05.13.01 / П. В. Мисевич. — Н. Новгород, 2009. — 358 с.
54. Survey on fog computing: architecture, key technologies, applications and open issues / P. Hu [и др.] // *Journal of network and computer applications*. — 2017. — Т. 98. — С. 27—42.
55. *Ohsawa, S.* Neuron as an agent [Электронный ресурс] / S. Ohsawa. — 2018. — URL: <https://openreview.net/forum?id=BkfEzz-0-> (visited on 07/05/2021).
56. *Fitzgerald, S.* Design and implementation of a distributed neural network platform utilising crowdsource processing: M.A.I. diss. / S. Fitzgerald. — Dublin, 2018. — 51 p.
57. *Arcand, J.-F.* ADN-analysis and development of distributed neural networks for intelligent applications / J.-F. Arcand, S.-J. Pelletier // *Proceedings of 1994 IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN'94)*. Т. 3. — IEEE. 1994. — С. 1519—1524.
58. *James, M.* Design of low-cost, real-time simulation systems for large neural networks / M. James, D. Hoang // *Journal of Parallel and Distributed Computing*. — 1992. — Т. 14, № 3. — С. 221—235.
59. *Pi, Y.* A Flexible Implementation Method of Distributed ANN / Y. Pi, Q. Yuan, X. Meng // *International Conference on Brain Inspired Cognitive Systems*. — Springer. 2012. — С. 345—350.
60. A Novel Method of Constructing ANN / X. Meng [и др.] // *International Symposium on Neural Networks*. — Springer. 2007. — С. 493—499.
61. *Khouzam, B.* Neural networks as cellular computing models for temporal sequence processing: PhD diss. / B. Khouzam. — Supelec, 2014. — 252 p.
62. Machine learning at the network edge: A survey / M. Murshed [и др.] // *arXiv preprint arXiv:1908.00080*. — 2019.

63. *Ghosh, J.* Mapping neural networks onto message-passing multicomputers / J. Ghosh, K. Hwang // Journal of parallel and distributed computing. — 1989. — Т. 6, № 2. — С. 291—330.
64. *Suresh, S.* Parallel implementation of back-propagation algorithm in networks of workstations / S. Suresh, S. Omkar, V. Mani // IEEE Transactions on parallel and distributed systems. — 2005. — Т. 16, № 1. — С. 24—34.
65. *Tollenaere, T.* Simulating modular neural networks on message-passing multiprocessors / T. Tollenaere, G. A. Orban // Parallel Computing. — 1991. — Т. 17, № 4/5. — С. 361—379.
66. Failout: Achieving failure-resilient inference in distributed neural networks / A. Yousefpour [и др.] // arXiv preprint arXiv:2002.07386. — 2020.
67. Применение методов искусственного интеллекта для выявления и прогнозирования осложнений при строительстве нефтяных и газовых скважин: проблемы и основные направления решения / А. Д. Черников [и др.] // Георесурсы. — 2020. — Т. 22, № 3.
68. *Hwang, C.* TOPSIS (technique for order preference by similarity to ideal solution)—A multiple attribute decision making, w: Multiple attribute decision making—Methods and applications, a state-of-the-art survey / C. Hwang, K. Yoon // Methods and application: New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg. Springer Publications. — 1981.
69. *Benayoun, R.* Manual de reference du programme electre / R. Benayoun, B. Roy, N. Sussman // Note de synthese et Formation. — 1966. — Т. 25. — С. 79.
70. *Roy, B.* Classement et choix en presence de points de vue multiples / B. Roy // Revue francaise d'informatique et de recherche operationnelle. — 1968. — Т. 2, № 8. — С. 57—75.
71. *Igoulalene, I.* Novel fuzzy hybrid multi-criteria group decision making approaches for the strategic supplier selection problem / I. Igoulalene, L. Benyoucef, M. K. Tiwari // Expert Systems with Applications. — 2015. — Т. 42, № 7. — С. 3342—3356.
72. *Van Gigch, J. P.* Metadecisions: rehabilitating epistemology / J. P. Van Gigch. — Springer Science & Business Media, 2003.
73. *Smolensky, P.* The harmonic mind: From neural computation to optimality-theoretic grammar (Cognitive architecture), Vol. 1 / P. Smolensky, G. Legendre. — MIT press, 2006. — 590 с.
74. *Ларичев, О. И.* Теория и методы принятия решений, а также Хроника событий в Волшебных странах / О. И. Ларичев. — Логос, 2000. — 296 с.

75. *Перегудов, Ф. И.* Введение в системный анализ / Ф. И. Перегудов, Ф. П. Тарасенко. — Издательство "Высшая Школа", 1989.
76. A design science research methodology for information systems research / K. Peffers [и др.] // Journal of management information systems. — 2007. — Т. 24, № 3. — С. 45–77.
77. *Legendre, G.* Distributed recursive structure processing / G. Legendre, Y. Miyata, P. Smolensky // Advances in Neural Information Processing Systems. — 1991. — С. 591–597.
78. *Herrera, F.* A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words / F. Herrera, L. Martinez // IEEE Transactions on fuzzy systems. — 2000. — Т. 8, № 6. — С. 746–752.
79. ГОСТ Р ИСО/МЭК 20741-2019. Системная и программная инженерия. Руководство для оценки и выбора инструментальных средств программной инженерии. — М. : Стандартинформ, 2019. — 36 с.
80. *Dettmers, T.* Sparse networks from scratch: Faster training without losing performance / T. Dettmers, L. Zettlemoyer // arXiv preprint arXiv:1907.04840. — 2019.
81. Rigging the lottery: Making all tickets winners / U. Evci [и др.] // International Conference on Machine Learning. — PMLR. 2020. — С. 2943–2952.
82. Attention is all you need / A. Vaswani [и др.] // Advances in neural information processing systems. — 2017. — Т. 30.
83. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding / J. Devlin [и др.] // arXiv preprint arXiv:1810.04805. — 2018.
84. data2vec: A General Framework for Self-supervised Learning in Speech, Vision and Language / A. Baevski [и др.] //. — FAIR. 2022.
85. Learning transferable visual models from natural language supervision / A. Radford [и др.] // International Conference on Machine Learning. — PMLR. 2021. — С. 8748–8763.
86. graph2vec: Learning distributed representations of graphs / A. Narayanan [и др.] // arXiv preprint arXiv:1707.05005. — 2017.
87. Scalable force-directed graph representation learning and visualization / M. Rahman, M. H. Sujon, A. Azad [и др.] // Knowledge and Information Systems. — 2022. — С. 1–27.