

ISSN 1814-5787 (print)
ISSN 3006-0273 (online)
Vol. 21. Is. 4. Number 84 (2024). Pp. 108–121
Journal homepage: <https://prom.mtgu.edu.kz>
<https://doi.org/10.58420/ptk/2024.84.04.008>
UDC 656.2

METHODS AND ALGORITHMS FOR TRAINING NEURAL NETWORKS BASED ON EXPERT KNOWLEDGE FOR EMERGENCY MANAGEMENT IN RAILWAY TRANSPORT

V.M. Ushurov

International University of Transport and Humanities, Almaty, Kazakhstan.
E-mail: ushurov.valedin@mtgu.edu.kz

Valedin Ushurov — master student, International University of Transport and Humanities, Almaty, Kazakhstan
E-mail: ushurov.valedin@mtgu.edu.kz, <https://orcid.org/0009-0008-8893-5690>.

© V.M. Ushurov

Abstract. In the context of increasing complexity and digitalization of decision-making processes, there is a growing demand for intelligent decision support systems capable of operating effectively in weakly formalized domains. Such domains are typically characterized by insufficient observational data, high uncertainty, and a significant role of expert knowledge. Under these conditions, traditional neural network training methods demonstrate limited applicability, which necessitates the development of alternative approaches focused on integrating expert experience into the learning process. The objective of this study is to develop a method for training artificial neural networks based on expert knowledge that enables the formation of a training dataset in the absence of sufficient statistical observations. To achieve this objective, existing approaches to neural network training were analyzed, and algorithms for generating training stimulus–response pairs, processing training data, and training neural networks using visual representations of situations were developed. The results of the study include the proposed expert-based neural network training method and a set of algorithms for data generation and preprocessing. It is demonstrated that a neural network trained using the proposed approach accumulates both formalized and implicit components of expert knowledge and can be applied in both “black-box” and “gray-box” modes, including knowledge extraction. In conclusion, the validity of the research hypothesis is confirmed, showing that effective neural network training in data-scarce environments is achievable through expert knowledge integration. The practical applicability of the proposed method in intelligent decision support systems is substantiated, and directions for further research are outlined.

Keywords: artificial neural network, expert knowledge, weakly formalized domains, neural network training, visual representations, decision support systems.

For citation: V.M. Ushurov. Methods and Algorithms for Training Neural Networks Based on Expert Knowledge for Emergency Management in Railway Transport//Industrial Transport of Kazakhstan. 2024. Vol. 21. No. 84. Pp. 108–121. (In Russ.). <https://doi.org/10.58420/ptk/2024.84.04.008>.

Conflict of interest: The authors declare that there is no conflict of interest.

ТЕМІРЖОЛДАҒЫ ТӨТЕНШЕ ЖАҒДАЙЛАРДЫ БАСҚАРУ ҮШІН САРАПШЫ
БІЛІМДЕРІНЕ НЕГІЗДЕЛГЕН НЕЙРОЖЕЛІДІ ОҚЫТУ ӘДІСТЕРІ МЕН
АЛГОРИТМДЕРІ

В.М. Ушуров

Халықаралық көліктік-гуманитарлық университеті, Алматы, Қазақстан.

E-mail: ushurov.valedin@mtgu.edu.kz

Валедин Ушуров — магистрант, Халықаралық көліктік-гуманитарлық университеті, Алматы, Қазақстан

E-mail: ushurov.valedin@mtgu.edu.kz, <https://orcid.org/0009-0008-8893-5690>.

© В.М. Ушуров

Аннотация. Қазіргі кезеңде басқару процестерінің күрделенуі мен цифрландырудың дамуы әлсіз формалданатын пәндік салаларда тиімді жұмыс істей алатын интеллектуалдық шешім қабылдауды қолдау жүйелеріне деген қажеттілікті арттыруда. Мұндай салаларда деректердің жеткіліксіздігі, белгісіздіктің жоғары деңгейі және сарапшының кәсіби тәжірибесінің шешуші рөлі байқалады. Осы жағдайларда жасанды нейрондық желілерді оқытудың дәстүрлі әдістері шектеулі мүмкіндіктерге ие болып, сараптамалық білімге негізделген жаңа тәсілдерді әзірлеуді талап етеді. Зерттеудің мақсаты — статистикалық бақылаулардың жеткіліксіздігі жағдайында сарапшы білімін пайдалана отырып, жасанды нейрондық желіні оқыту әдісін әзірлеу. Аталған мақсатқа жету үшін ИНС оқытудың қолданыстағы тәсілдеріне талдау жүргізілді, «ынталандыру–реакция» түріндегі оқыту жұптарын қалыптастыру алгоритмдері, деректерді өңдеу және визуалды бейнелерді қолдану арқылы нейрондық желіні оқыту әдістері әзірленді. Зерттеу нәтижелері ретінде сарапшының визуалды түрде ұсынылған жағдайларды жіктеуіне негізделген ИНС оқытудың жаңа әдісі ұсынылды. Ұсынылған тәсіл нейрондық желіде сарапшының формалданатын және формалданбайтын (санадан тыс) білімдерін жинақтауға мүмкіндік беретіні көрсетілді. Қорытындыда зерттеу гипотезасының дұрыстығы дәлелденіп, алынған нәтижелердің интеллектуалдық шешім қабылдауды қолдау жүйелерінде практикалық қолдану мүмкіндіктері мен одан әрі зерттеу бағыттары айқындалды.

Түйін сөздер: жасанды нейрондық желі, сараптамалық білім, әлсіз формалданатын салалар, ИНС оқыту, визуалды бейнелер, шешім қабылдауды қолдау

Дәйексөздер үшін: В.М. Ушуров. Теміржолдағы төтенше жағдайларды басқару үшін сарапшы білімдеріне негізделген нейрожелілі оқыту әдістері мен алгоритмдері//Қазақстан өндіріс көлігі. 2024. Том. 21. № 84. 108–121 бет. (Орыс. тіл.). <https://doi.org/10.58420/ptk/2024.84.04.008>.

Мүдделер қақтығысы: Авторлар осы мақалада мүдделер қақтығысы жоқ деп мәлімдейді.

МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОСЕТИ НА ОСНОВЕ ЭКСПЕРТНЫХ ЗНАНИЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ЧС НА ЖЕЛЕЗНОЙ ДОРОГЕ

В.М. Ушуров

Международный транспортно-гуманитарный университет, Алматы, Казахстан.

E-mail: ushurov.valedin@mtgu.edu.kz

Валедин Ушуров — магистрант, Международный транспортно-гуманитарный университет, Алматы, Казахстан

E-mail: ushurov.valedin@mtgu.edu.kz, <https://orcid.org/0009-0008-8893-5690>.

© В.М. Ушуров



Аннотация. В условиях цифровизации и усложнения процессов управления возрастает потребность в интеллектуальных системах поддержки принятия решений, способных эффективно функционировать в слабо формализуемых предметных областях. Особую актуальность данная проблема приобретает в ситуациях, характеризующихся дефицитом наблюдаемых данных, высокой неопределённостью и значительной ролью человеческого фактора. В таких условиях традиционные методы обучения искусственных нейронных сетей оказываются ограниченно применимыми, что требует разработки новых подходов, ориентированных на использование экспертных знаний. Целью исследования является разработка метода обучения искусственной нейронной сети на основе знаний эксперта, обеспечивающего формирование обучающей выборки в условиях отсутствия достаточного массива статистических наблюдений. Для достижения поставленной цели в работе решены задачи анализа существующих подходов к обучению ИНС, разработки алгоритмов формирования массива обучающих пар «стимул–реакция», обработки обучающих данных и обучения нейросетевой модели с использованием визуальных образов ситуаций. Результаты исследования заключаются в разработке оригинального метода обучения ИНС, основанного на экспертной классификации визуально представленных ситуаций, а также в создании алгоритмов генерации, обработки и использования обучающей выборки. Показано, что обученная таким образом ИНС аккумулирует как формализуемые, так и подсознательные компоненты экспертного знания и может использоваться в режимах «чёрного» и «серого» ящика. В заключении обоснована истинность выдвинутой гипотезы о возможности эффективного обучения ИНС в условиях дефицита данных за счёт интеграции экспертных знаний. Определены перспективы практического применения разработанного метода в интеллектуальных системах поддержки принятия решений и направления дальнейших исследований.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, экспертные знания, слабо формализуемые области, обучение ИНС, визуальные образы, поддержка принятия решений

Для цитирования: В.М. Ушуров. Методы и алгоритмы обучения нейросети на основе экспертных знаний для управления ЧС на железной дороге//Промышленный транспорт Казахстана. 2024. Т. 21. No. 84. Стр. 108–121. (На рус.). <https://doi.org/10.58420/ptk/2024.84.04.008>.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Введение

В последние десятилетия наблюдается устойчивый рост интереса к применению интеллектуальных систем поддержки принятия решений (СППР) в сложных технико-организационных системах, функционирующих в условиях неопределённости, неполноты и противоречивости исходной информации. Особенно остро данная проблема проявляется в слабо формализуемых предметных областях, где принятие решений в значительной степени опирается на профессиональный опыт, интуицию и подсознательные знания экспертов, а формирование репрезентативных обучающих выборок на основе статистических наблюдений затруднено или невозможно (Bartlett, 1998: 525–536; Koltchinskii, 2002: 1–50).

Искусственные нейронные сети (ИНС) зарекомендовали себя как эффективный инструмент аппроксимации сложных нелинейных зависимостей и классификации ситуаций. Однако классические методы обучения ИНС предполагают наличие достаточного объёма размеченных данных, что существенно ограничивает их применение в задачах, связанных с редкими, уникальными или экстремальными ситуациями, включая задачи управления и ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций на объектах критической инфраструктуры. В подобных условиях возникает проблемная ситуация, заключающаяся в противоречии между высокой потребностью в интеллектуальной

поддержке решений и отсутствием необходимого массива наблюдений для обучения ИНС.

Одним из возможных путей разрешения данной проблемы является привлечение знаний компетентных экспертов к процессу обучения ИНС. В ряде исследований показано, что знания, извлекаемые из обученных нейронных сетей, могут быть интерпретированы в виде правил, решающих границ и других форм представления, что позволяет рассматривать ИНС не только как вычислительный инструмент, но и как носитель экспертных знаний (Craven, 1996: 24–30; Duch, 2001: 277–306; Andrews и др., 1995: 373–389). Вместе с тем существующие подходы в основном ориентированы на последующее извлечение знаний из уже обученной ИНС, а не на формирование обучающей выборки непосредственно на основе экспертных решений.

Актуальность настоящего исследования определяется необходимостью разработки методов обучения ИНС, обеспечивающих возможность их применения в условиях дефицита обучающих данных и высокой роли человеческого фактора. Теоретическая значимость работы заключается в развитии методов интеллектуализации СППР за счёт интеграции экспертных знаний и нейросетевых технологий. Практическая значимость обусловлена возможностью использования разработанного метода при создании и адаптации интеллектуальных систем для конкретных объектов и условий эксплуатации, в том числе в области транспортной инфраструктуры.

Объектом исследования являются процессы интеллектуальной поддержки принятия решений в слабо формализуемых предметных областях. Предметом исследования является метод обучения искусственной нейронной сети на основе знаний эксперта с использованием визуальных образов ситуаций.

Цель исследования заключается в разработке и обосновании метода обучения ИНС, позволяющего формировать обучающую выборку на основе экспертных знаний в условиях отсутствия достаточного объёма наблюдаемых данных.

Для достижения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

- анализ существующих методов обучения ИНС и подходов к извлечению и формализации экспертных знаний;
- разработка метода формирования массива обучающих пар «стимул–реакция» на основе экспертных решений;
- разработка алгоритмов обработки обучающей выборки и обучения ИНС;
- обоснование возможности использования визуальных образов для повышения качества экспертной классификации ситуаций;
- анализ вариантов использования обученной ИНС в режимах «чёрного» и «серого» ящика.

В качестве методов исследования используются методы теории искусственных нейронных сетей, статистического обучения, когнитивной визуализации данных, экспертных оценок и алгоритмического моделирования.

Гипотеза исследования состоит в предположении, что обучение ИНС на основе экспертных решений, полученных при классификации визуально представленных ситуаций, позволяет сформировать модель, адекватно отражающую ментальную модель эксперта и обеспечивающую требуемое качество классификации даже при отсутствии достаточного массива статистических данных.

Результаты исследования могут быть использованы при проектировании и интеллектуализации СППР в различных отраслях народного хозяйства, а также при дальнейшем развитии методов извлечения и формализации экспертных знаний на основе обученных нейросетевых моделей.

Материалы и методы

Настоящее исследование направлено на решение научной проблемы обучения искусственных нейронных сетей в условиях дефицита обучающих данных и высокой

степени слабоформализуемости предметной области. В рамках работы были поставлены следующие исследовательские вопросы:

- возможно ли обеспечить обучение ИНС при отсутствии репрезентативного массива наблюдений за счёт использования экспертных знаний;
- каким образом можно формализовать как осознаваемые, так и подсознательные компоненты экспертного знания;
- повышает ли использование визуальных образов качество экспертной классификации ситуаций и, как следствие, качество обучения ИНС.

Гипотеза исследования состоит в том, что формирование обучающей выборки ИНС на основе экспертных решений, полученных при классификации визуально представленных ситуаций, позволяет создать нейросетевую модель, адекватно отражающую ментальную модель эксперта и обеспечивающую требуемое качество классификации в слабо формализуемых предметных областях.

В качестве материала исследования использовались:

- экспертные знания специалистов, обладающих практическим опытом принятия решений в рассматриваемой предметной области;
- искусственно сформированные обучающие векторы входных сигналов ИНС, принадлежащие заданной области признакового пространства;
- визуальные образы ситуаций, синтезированные компьютерными средствами на основе сгенерированных входных векторов.

Материал исследования носит смешанный характер:

- в качественном отношении он представлен экспертными классификационными решениями, отражающими профессиональный опыт, интуицию и подсознательные знания эксперта;
- в количественном отношении — массивом обучающих пар вида $\langle u(n), d_j(n) \rangle$, где $u(n)$ — входной вектор ИНС, а $d_j(n)$ — эталонный сигнал, соответствующий одному из S классов ситуаций.

Объём обучающего массива определяется числом свободных параметров ИНС и допустимой ошибкой классификации, что обеспечивает воспроизводимость и обоснованность результатов. Использование материала такого типа позволяет моделировать реальные условия профессиональной деятельности эксперта и повышает достоверность полученных выводов.

Исследование проводилось последовательно и включало следующие этапы:

Аналитический этап, на котором выполнен анализ существующих методов обучения ИНС и подходов к извлечению экспертных знаний, а также выявлены их ограничения при работе в условиях дефицита данных (Bartlett, 2002: 463–482; Koltchinskii, 2002: 1–50).

Методологический этап, включающий разработку метода формирования обучающей выборки на основе экспертных знаний и формализацию процедуры взаимодействия эксперта с системой.

Алгоритмический этап, на котором разработаны алгоритмы генерации обучающих векторов, синтеза визуальных образов, обработки массива обучающих пар и обучения ИНС.

Экспериментально-модельный этап, включающий формирование обучающего массива, обучение ИНС и анализ полученных результатов.

Интерпретационный этап, на котором рассмотрены варианты использования обученной ИНС в режимах «чёрного» и «серого» ящика, а также возможности извлечения знаний из обученной модели.

Для решения поставленных задач в работе использовалась совокупность взаимодополняющих методов:

- методы теории искусственных нейронных сетей и статистического обучения, применяемые для построения и обучения классификационных моделей;

– методы экспертных оценок, используемые для формирования эталонных решений в условиях отсутствия наблюдаемых данных;

– методы когнитивной визуализации многомерных данных, включая пиктографическое представление информации, обеспечивающее интеграцию большого числа параметров в единый визуальный образ;

– алгоритмические методы генерации псевдослучайных векторов и обработки данных;

– методы анализа и интерпретации нейросетевых моделей, направленные на извлечение знаний из обученной ИНС.

Новизна используемой методологии заключается в совместном применении генерации обучающих данных, визуального представления ситуаций и экспертной классификации как единого процесса формирования обучающей выборки. В отличие от традиционных подходов, ориентированных на последующее извлечение знаний из обученной ИНС, в данной работе экспертное знание непосредственно интегрируется в процесс обучения, что обеспечивает перенос как формализуемых, так и подсознательных компонентов профессионального опыта в параметры нейросетевой модели.

Результаты и обсуждение

В статье представлен разработанный автором метод обучения ИНС (искусственная нейронная сеть), позволяющий производить обучение ИНС на основе знаний эксперта, в том числе и в слабо формализуемых предметных областях, и его алгоритмы.

Описываемый метод обучения ИНС позволяет применять технологию ИНС в случае отсутствия достаточного для ее обучения ряда наблюдений исследуемых ситуаций, за счет использования знаний компетентного в рассматриваемой области эксперта (Craven, 1996: 24–30).

Метод относится к группе методов, в которых для формирования обучающей выборки эксперт последовательно делает заключения относительно предъявляемых ему описаний ситуаций из рассматриваемой предметной области.

Такие знания можно выявить только в ходе практических операций эксперта (например, в процессе принятия решений). В предлагаемом методе эксперт последовательно определяет классы исследуемых ситуаций, к которым относятся сгенерированные с помощью генератора псевдослучайных чисел обучающие векторы входных сигналов ИНС, принадлежащие рассматриваемой области, и созданные компьютерными средствами визуальные образы, наглядно описывающие ситуации, задаваемые сгенерированными обучающими векторами. Результаты работы эксперта записывают на носитель информации в виде пар «стимул-реакция» и используют для обучения ИНС (Duch, 2001: 277–306).

Выявление знаний таким способом наиболее близко к реальной профессиональной деятельности эксперта, поэтому полученные результаты содержат, в том числе, и подсознательный слой экспертного знания, который может быть в дальнейшем исследован и формализован.

Создание компьютерными средствами визуальных образов ситуаций, задаваемых генерируемыми обучающими векторами, облегчает работу эксперта по распознаванию предлагаемых ему ситуаций в смысле отнесения их к одному из возможных классов. Создаваемые образы, по возможности, должны максимально соответствовать параметрам ситуаций, которые эксперт наблюдает в своей реальной профессиональной деятельности. Визуальный образ дает возможность интегрирования большого количества параметров ситуации в единый образ с его однозначной классификацией экспертом.

В системах когнитивной графики (Chernoff, 1973: 361–368), например в системе КОГРА (когнитивная система для графической интерпретации данных и представления ситуаций) такие образы ситуаций называют «когнитивными» (лат. *cognitio* – познание).

Поскольку этот термин заимствован из области психологии, где имеет собственное значение, то в диссертации целесообразно в дальнейшем использовать нейтральное понятие «визуальный образ».

В качестве визуального образа могут быть представлены показания соответствующих приборов и информационных табло, изображения, созданные при помощи средств компьютерной графики, диаграммы, технические мнемосхемы и т.д. Также могут использоваться и пиктографики «лиц Чернова» (англ. *Chernoff faces*), позволяющие эффективно визуализировать многомерные данные в виде изображений человеческих лиц и их отдельных частей, что позволяет оценивать большое количество данных (Горохов, 2018: 5–10). Выбор представления визуального образа определяется особенностями деятельности эксперта.

Разработанный метод предъявления ситуаций эксперту и считывания его решений обеспечивает формирование достаточного числа обучающих пар.

Общая схема предлагаемого метода включает в себя следующие этапы:

- этап формирования массива обучающих пар «стимул-реакция» на основе знаний эксперта;
- этап обработки полученного массива обучающих пар;
- этап собственно обучения ИНС.

Алгоритм этапа формирования массива обучающих пар «стимул-реакция» на основе знаний эксперта содержит следующие шаги:

1. Определение необходимого числа K обучающих векторов $u(n)$, $n=1, 2, \dots, K$ для обучения ИНС, т.е. числа точек на N -мерном пространстве входных векторов u ;

2. Указание диапазона изменения входных сигналов ИНС, т.е. ограничение всего N -мерного пространства входных векторов u некоторой рассматриваемой областью O (на Рис. 1 показана штриховкой для случая, когда $N=2$);

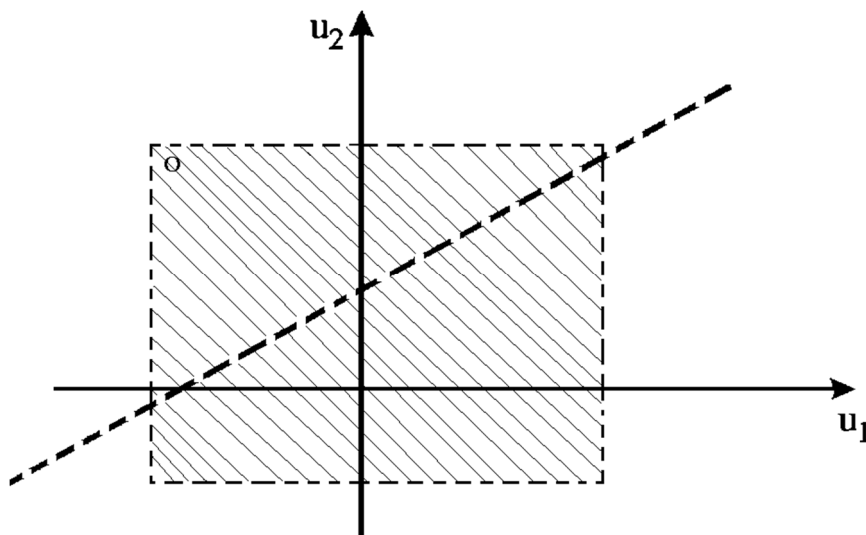


Рис. 1. Ограничение двумерного пространства входных векторов u рассматриваемой областью O

1. Указание экспертом S векторов, описывающих наиболее типичных представителей каждого из S исследуемых классов ситуаций $L_1, L_2, \dots, L_j (j = 1, 2, \dots, S)$, принадлежащих области O ;
2. Генерация с помощью генератора псевдослучайных чисел K обучающих векторов $u(n)$, $n = 1, 2, \dots, K$ входных сигналов ИНС, принадлежащих области O , вначале

вблизи окрестности точек, указанных экспертом на шаге 3 алгоритма, т.е. вблизи окрестности точек S векторов, описывающих наиболее типичных представителей каждого из S исследуемых классов L_1, L_2, \dots, L_j , с последующим последовательным равномерным расширением этой окрестности с шагом $Shag$ до указанной ранее области O ;

3. Создание компьютерными средствами визуальных образов, наглядно описывающих ситуации, задаваемые сгенерированными обучающими векторами $u(n)$;

4. Демонстрация эксперту сгенерированных обучающих векторов $u(n)$ и визуальных образов, наглядно описывающих ситуации, задаваемые сгенерированными обучающими векторами;

5. Определение экспертом, на основе своих знаний, в пределах рассматриваемой области O , одного из S классов, к которому относится каждый из K сгенерированных обучающих векторов $u(n)$ входных сигналов ИНС;

6. Запись сгенерированных обучающих векторов $u(n)$ и эталонных сигналов $d_j(n)$, соответствующих классам $L_j(n)$ ситуаций, к которым, по мнению эксперта, относятся сгенерированные вектора, в виде пар $\langle u(n), d_j(n) \rangle$ на носитель информации.

Эксперт в случае затруднения с определением принадлежности какого-либо из K сгенерированных обучающих векторов $u(n)$ входных сигналов ИНС к тому или иному из S классов (этап 7 описанного выше порядка действий), имеет возможность отказаться от работы с данным вектором и повторно генерировать новые обучающие векторы (возврат к этапу 4) без определения их принадлежности до тех пор, пока он не сможет корректно определить принадлежность одного из вновь сгенерированных векторов.

Необходимое число K обучающих векторов ИНС (шаг 1 алгоритма) можно определить (Neyshabur, 2015: 1376–1401; Koltchinskii, 2002: 1–50; Bartlett, 1998: 525–536; Bartlett, 2002: 463–482) в соответствии с формулой:

$$K \geq \frac{w_c}{e}, \quad (1)$$

где w_c – количество свободных параметров ИНС,
 $e \leq 1$ – допустимая ошибка классификации.

Значение K определяют с запасом 10–20 % от рассчитанного по формуле (1).

Блок-схема алгоритма формирования массива обучающих пар «стимул-реакция» приведена на рисунке 2.

Полученный таким способом массив обучающих пар обладает тем свойством, что число обучающих векторов $u(n)$ неравномерно распределено по пространству признаков, ограниченному исследуемой областью O . Причем плотность векторов $u(n)$ убывает по мере удаления от точек, описывающих наиболее типичных представителей каждого из исследуемых классов ситуаций. Для улучшения процесса обучения ИНС требуется провести обработку массива обучающих пар, полученного на предыдущем этапе.



Рис. 2. Блок-схема алгоритма формирования массива обучающих пар «стимул-реакция» (начало)

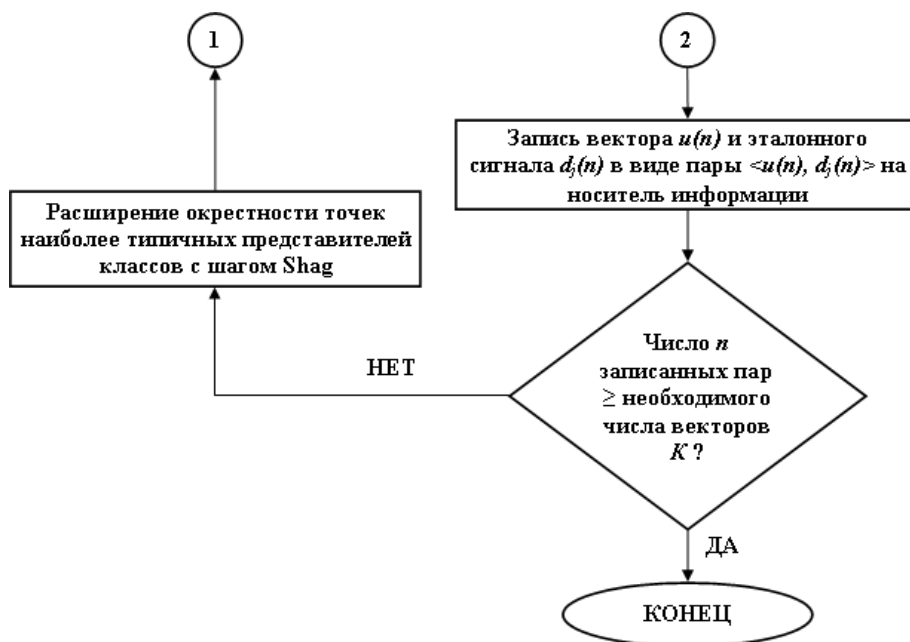


Рис. 3. Блок-схема алгоритма формирования массива обучающих пар «стимул-реакция» (окончание)

Алгоритм этапа обработки массива обучающих пар содержит шаги:

1. Разбиение рассматриваемой области O на col подобластей O_c , $C = 1, 2, \dots, col$ одинакового размера (на рис. 2.6 показано для случая, когда $N = 2$);

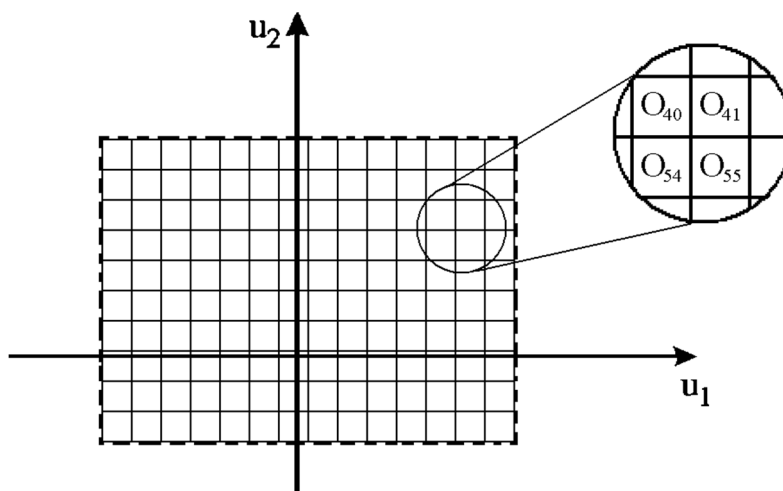


Рис. 4. Разбиение рассматриваемой области O на подобласти O_c

1. Подсчет в массиве пар $\langle u(n), d_j(n) \rangle$, сохраненном на носителе информации, количества пар U_c , обучающие векторы которых $u(n)$ принадлежат каждой подобласти O_c ;
2. Удаление из массива пар $\langle u(n), d_j(n) \rangle$, сохраненного на носителе информации, тех пар, количество обучающих векторов которых U_c , принадлежащих каждой подобласти O_c , превышает порог, обеспечивающий обучение ИНС, т.е. $U_c > Porog$, только в случае если все обучающие векторы в подобласти O_c

- принадлежат к одному классу;
3. Перемешивание массива оставшихся после шага 3 обучающих пар $\langle u(n), d_j(n) \rangle$ с использованием генератора псевдо случайных чисел.
- Блок-схема алгоритма обработки массива обучающих пар приведена на рисунке 5.

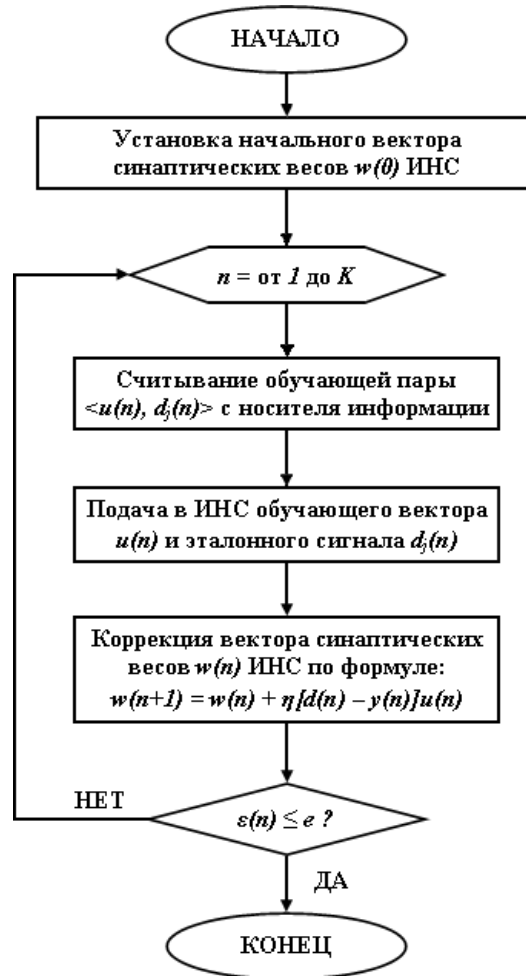


Рис. 6. Блок-схема алгоритма обучения ИНС

При другом варианте использования ИНС в виде «серого ящика» возможно исследование обученной ИНС с целью извлечения из нее знаний. Например, считав из ИНС вектор $w(n)$ установившихся по окончании обучения значений синаптических весов межнейронных связей, можно подставить полученные значения в формулу решающей границы (7) персептрона и получить уравнение решающей границы между классами, используемое ИНС при классификации. Также к работоспособной ИНС может быть применена совокупность действий (Andrews, 1995: 373–389; Towell, 1993: 71–101), известная под названием «вербализация ИНС», позволяющая описать работу созданной и обученной ИНС совокупностью логических и/или алгебраических правил.

Предложенный метод обучения ИНС может быть использован для интеллектуализации СППУР в различных областях народного хозяйства.

Применение ИНС предоставляет возможность ее до обучения по мере накопления новых знаний в ходе эксплуатации системы и настройки под особенности места внедрения системы (например, конкретной железнодорожной станции).

Для обеспечения описанного метода интеллектуализации требуется синтезировать

структуру устройства обучения ИНС, которое может быть интегрировано в разрабатываемые на его основе СППУР. Этому будет посвящен следующий раздел диссертационной работы.

Заключение

В представленной работе рассмотрена научно-практическая проблема обучения искусственных нейронных сетей в условиях дефицита обучающих данных и высокой степени слабо формализуемости предметной области. Актуальность данной проблемы обусловлена необходимостью интеллектуализации систем поддержки принятия управленческих решений, функционирующих в сложных условиях неопределённости, где традиционные методы статистического обучения оказываются недостаточно эффективными.

Реализация целей и методов исследования

Поставленная цель исследования — разработка метода обучения ИНС на основе знаний эксперта в условиях отсутствия достаточного массива наблюдений — была достигнута за счёт последовательного решения комплекса теоретических и прикладных задач. В рамках работы были обоснованы методологические подходы к интеграции экспертных знаний в процесс обучения ИНС, разработан метод формирования обучающей выборки в виде массива пар «стимул–реакция», а также предложены алгоритмы обработки обучающих данных и непосредственного обучения нейросетевой модели.

Использованные методы исследования — теория искусственных нейронных сетей, методы экспертных оценок, когнитивной визуализации многомерных данных и алгоритмического моделирования — обеспечили системное изучение поставленной проблемы. Особое значение имело применение визуальных образов ситуаций, синтезированных на основе сгенерированных входных векторов, что позволило приблизить процесс классификации к реальной профессиональной деятельности эксперта и тем самым повысить достоверность получаемых обучающих данных.

Таким образом, выбранные методы и подходы в полной мере соответствуют поставленной цели исследования и обеспечили её практическую реализацию.

В ходе выполнения работы получены следующие основные результаты.

Во-первых, разработан метод обучения ИНС, ориентированный на использование экспертных знаний как основного источника информации при формировании обучающей выборки. Метод позволяет осуществлять обучение ИНС даже при отсутствии репрезентативного массива наблюдений исследуемых ситуаций, что существенно расширяет область применения нейросетевых технологий.

Во-вторых, предложен алгоритм формирования массива обучающих пар «стимул–реакция», основанный на генерации входных векторов в ограниченной области признаков пространства и их последовательной экспертной классификации с использованием визуальных образов ситуаций. Такой подход обеспечивает выявление как осознаваемых, так и подсознательных компонентов экспертного знания, что ранее в рамках классических методов обучения ИНС практически не учитывалось.

В-третьих, разработан алгоритм обработки обучающей выборки, направленный на устранение избыточных данных и повышение эффективности обучения ИНС за счёт выравнивания распределения обучающих примеров в пространстве признаков. Это позволяет снизить влияние нерепрезентативных областей и повысить обобщающую способность обученной модели.

В-четвёртых, показано, что обученная предложенным способом ИНС может рассматриваться как формализованный «слепок» ментальной модели эксперта, представленный в виде совокупности настроенных параметров нейросетевой структуры. В зависимости от целей использования ИНС может применяться как в режиме «чёрного ящика», так и в режиме «серого ящика» с возможностью извлечения и интерпретации

знаний.

Полученные результаты подтверждают истинность выдвинутой в работе гипотезы о том, что обучение ИНС на основе экспертных решений, полученных при классификации визуально представленных ситуаций, позволяет сформировать нейросетевую модель, адекватно отражающую профессиональный опыт эксперта и обеспечивающую требуемое качество классификации в слабо формализуемых предметных областях.

В отличие от существующих подходов, ориентированных преимущественно на последующее извлечение знаний из обученной ИНС, предложенный метод принципиально изменяет сам процесс обучения, интегрируя экспертное знание на этапе формирования обучающей выборки. Тем самым расширяются теоретические представления о возможностях нейросетевых моделей как носителей экспертного знания и дополняется научное знание в области интеллектуальных систем поддержки принятия решений.

Перспективы и возможности практического применения

Практическая значимость полученных результатов заключается в возможности их использования при разработке и внедрении интеллектуальных СППР в различных отраслях народного хозяйства, в том числе в системах управления и ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций на объектах транспортной инфраструктуры. Предложенный метод позволяет адаптировать ИНС к конкретным условиям эксплуатации и особенностям объекта внедрения без необходимости накопления большого объема статистических данных.

Перспективы дальнейших исследований связаны с развитием аппаратно-программных средств обучения ИНС на основе экспертных знаний, автоматизацией процесса формирования визуальных образов ситуаций, а также с расширением класса используемых нейросетевых архитектур. Отдельный интерес представляет исследование возможностей коллективной экспертизы и объединения знаний нескольких экспертов в рамках единой нейросетевой модели.

Таким образом, результаты проведенного исследования вносят вклад в развитие теории и практики интеллектуализации систем поддержки принятия решений и создают научно-методическую основу для дальнейших исследований и прикладных разработок в области обучения искусственных нейронных сетей в условиях неопределенности и ограниченности данных.

ЛИТЕРАТУРА

- Craven, 1996 — Craven M.W., Shavlik J. W. Extracting tree-structured representations of trained networks // *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*. — 1996. — Vol. 8. — Pp. 24–30. [Eng.]
- Duch, 2001 — Duch W., Adamczak R., Grabczewski K. A new methodology of extraction, optimization and application of crisp and fuzzy logical rules // *IEEE Transactions on Neural Networks*. — 2001. — Vol. 12. — No. 2. — Pp. 277–306. [Eng.]
- Chernoff, 1973 — Chernoff H. The Use of Faces to Represent Points in K-Dimensional Space Graphically // *Journal of the American Statistical Association*. — 1973. — Vol. 68. — No. 342. — Pp. 361–368. [Eng.]
- Горохов, 2018 — Горохов В. Л., Барышев Ю. В., Витковский В. В. Методология когнитивной визуализации многомерных данных // *Мягкие измерения и вычисления (Системный анализ и моделирование)*. — 2018. — № 4. — С. 5–10. [Russ.]
- Neyshabur, 2015 — Neyshabur B., Tomioka R., Srebro N. Norm-based capacity control in neural networks. // *In Conference on Learning Theory*. 2015. P. — 1376–1401. [Eng.]
- Koltchinskii, 2002 — Koltchinskii V., Panchenko D. Empirical margin distributions and bounding the generalization error of combined classifiers. *Annals of Statistics*. — 2002. — Pp. 1–50. [Eng.]
- Bartlett, 1998 — Bartlett P.L. The sample complexity of pattern classification with neural networks: the size of the weights is more important than the size of the network. *IEEE transactions on Information Theory*. — 44(2). — 1998. — Pp. 525–536. [Eng.]
- Bartlett, 2002 — Bartlett P.L., Mendelson Sh. Rademacher and gaussian complexities: Risk bounds and structural results. *Journal of Machine Learning Research*. — 3(Nov), 2002. — Pp. 463–482. [Eng.]
- Andrews, 1995 — Andrews R., Diederich J., Tickle A. B. A survey and critique of techniques for extracting rules from trained artificial neural networks // *Knowledge-Based Systems*. — 1995. — Vol. 8. — No. 6. — P. 373–389. [Eng.]
- Towell, 1993 — Towell G. G., Shavlik J. W. Extracting refined rules from knowledge-based neural networks // *Machine Learning*. — 1993. — Vol. 13. — No. 1. — P. 71–101. [Eng.]

REFERENCES

- Craven 1996 — Craven, M. W., Shavlik, J. W. (1996). Extracting tree-structured representations of trained networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*. — 1996. — Vol. 8. — Pp. 24–30. [in Eng.]
- Duch 2001 — Duch, W., Adamczak, R., Grabczewski, K. (2001). A new methodology of extraction, optimization and application of crisp and fuzzy logical rules. *IEEE Transactions on Neural Networks*. — 2001. — Vol. 12. — No. 2. — Pp. 277–306. [in Eng.]
- Chernoff 1973 — Chernoff, H. (1973). The use of faces to represent points in K-dimensional space graphically. *Journal of the American Statistical Association*. — 1973. — Vol. 68. — No. 342. — Pp. 361–368. [in Eng.]
- Gorokhov 2018 — Gorokhov, V. L., Baryshev, Yu. V., Vitkovskiy, V. V. (2018). Methodology of cognitive visualization of multidimensional data [Metodologiya kognitivnoy vizualizatsii mnogomernykh dannykh]. *Myagkie izmereniya i vychisleniya (Sistemnyi analiz i modelirovanie)*, No. 4. — Pp. 5–10. [in Russ.]
- Neyshabur 2015 — Neyshabur, B., Tomioka, R., Srebro, N. (2015). Norm-based capacity control in neural networks. In *Proceedings of the Conference on Learning Theory*. — 2015. — Pp. 1376–1401. [in Eng.]
- Koltchinskii 2002 — Koltchinskii, V., Panchenko, D. (2002). Empirical margin distributions and bounding the generalization error of combined classifiers. *Annals of Statistics*. — 2002. — Pp. 1–50. [in Eng.]
- Bartlett 1998 — Bartlett, P. L. (1998). The sample complexity of pattern classification with neural networks: The size of the weights is more important than the size of the network. *IEEE Transactions on Information Theory*. — 1998. — Vol. 44. — No. 2. — Pp. 525–536. [in Eng.]
- Bartlett 2002 — Bartlett, P. L., Mendelson, S. (2002). Rademacher and Gaussian complexities: Risk bounds and structural results. *Journal of Machine Learning Research*. — Vol. 3 (Nov), 2002. — Pp. 463–482. [in Eng.]
- Andrews 1995 — Andrews, R., Diederich, J., Tickle, A. B. (1995). A survey and critique of techniques for extracting rules from trained artificial neural networks. *Knowledge-Based Systems*. — 1995. — Vol. 8. — No. 6. — Pp. 373–389. [in Eng.]
- Towell 1993 — Towell, G. G., Shavlik, J. W. (1993). Extracting refined rules from knowledge-based neural networks. *Machine Learning*. — 1993. — Vol. 13. — No. 1. — Pp. 71–101. [in Eng.]