

## **РЕАЛИЗАЦИЯ ИДЕЙ АКАДЕМИКА Н.М.АМОСОВА В НЕЙРОСЕТЕВЫХ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЯХ**

**Л.М. Касаткина, А.М. Касаткин, А.Д. Гольцев,  
Д.А. Рачковский**

*Международный научно-учебный центр информационных технологий  
и систем НАН Украины и МОН Украины*

Представлены направления реализации идей академика Николая Михайловича Амосова по созданию искусственного интеллекта. Рассмотрены как развитые подходы (активные семантические сети, нейронные структуры с ансамблевой организацией, ассоциативно-проективные нейронные сети, распределенные представления), так и созданные на их основе модели, приложения и технологии (роботы, нейрокомпьютеры, нейросетевые классификаторы, модель рассуждений по аналогии). Приведены перспективные направления дальнейших работ в области нейросетевых технологий.

Представлено напрямки реалізації ідей академіка Миколи Михайловича Амосова щодо створення штучного інтелекту. Розглянуто як розвинуті підходи (активні семантичні мережі, нейронні структури із ансамблевою організацією, асоціативно-проективні нейронні мережі, розподілені представлення), так і створені на їх основі моделі, застосування та технології (роботи, нейрокомп'ютери, нейромережеві класифікатори, модель міркувань за аналогією). Вказано перспективні напрямки подальшого розвитку досліджень в галузі нейромережевих технологій.

### **ВВЕДЕНИЕ**

Развитие кибернетики и становление искусственного интеллекта (ИИ) как самостоятельного научного направления тесно связаны с изучением и осмыслением процессов, протекающих в сложных живых системах и, прежде всего, головном мозге человека. Наиболее актуальной задачей в этой области академик Николай Михайлович Амосов считал создание гипотезы, отвечающей на основной вопрос: как мозг реализует функции, порождающие различные психические феномены и поведенческие акты. Конструктивным ответом на этот вопрос стала опубликованная им в 1965 г. монография «Моделирование мышления и психики» [1]. Предложенная гипотеза о механизмах переработки информации мозгом позволила выйти за рамки рассмотрения только физиологической структуры мозга и сосредоточить внимание на феноменах психической деятельности человека. Идеи, изложенные в [1], получили дальнейшее развитие в последующих работах Н.М. Амосова [2–5] и надолго определили направление работ руководимого им отдела биокибернетики.

Гипотеза о программах и механизмах переработки информации мозгом человека, основанная на анализе нейрофизиологических, нейропсихологических и психологических данных, позволила определить основные аспекты работы мозга, которые необходимо воспроизвести в моделях, способных к генерации разумного поведения, а также наметить

пути практической реализации таких моделей. Специфика гипотезы состоит в понимании процессов переработки информации мозгом как непрерывного взаимодействия множества иерархий информационных моделей, отображающих элементы внешнего и внутреннего мира субъекта. Информационная модель есть функциональный элемент некоторой структуры, фиксирующий определенную информационную единицу. На нейрофизиологическом уровне информационная модель сопоставлена нейронному ансамблю, сформированному в процессе актов восприятия, эмоционального оценивания, анализа, обобщения и др. На психологическом уровне информационная модель соответствует понятию (об объекте, образе, процессе, явлении, действии и т.п.), входящему в опыт субъекта. В функциональном плане информационная модель отображает важность представляемой информационной единицы в текущем процессе обработки информации. Мерой важности является присущий каждой информационной модели и изменяющийся во времени уровень ее активности (нейропсихологический аспект). На структурном уровне множество информационных моделей представляет собой сеть взаимосвязанных элементов, где характеристики связей отражают взаимосвязь и взаимовлияние различных информационных единиц, соответствующих множеству образов и понятий, участвующих в формировании интегративных психических функций, реализуемых мозгом. Регуляторные функции в такой постоянно активной сети выполняет специфическая система усиления-торможения (СУТ), которая является неотъемлемым атрибутом сети и выполняет в процессе ее функционирования роль, сопоставимую с ролью функции внимания в процессе мышления.

Наличие изменяющейся активности всех узлов сети и управляющего воздействия СУТ дают возможность говорить о двух взаимодействующих уровнях переработки информации — подсознательном и сознательном. На уровне подсознания происходит постоянное взаимодействие и взаимовлияние представленных в сети информационных дискретов (понятий). В ходе этого взаимодействия уровень активности отдельных узлов сети возрастает настолько, что они «осознаются» — становятся объектом «внимания» (СУТ), что приводит к радикальному перераспределению активности всех остальных узлов. СУТ действует по своим правилам, не позволяющим одному понятию надолго оставаться в сфере «внимания». Это обеспечивает «переключение внимания» на другие понятия, имитируя тем самым ход сознательного мышления.

Компьютерное моделирование исходной гипотезы Н.М. Амосова о механизмах переработки информации, продуцирующих разумное поведение, позволило создать оригинальную парадигму нейронной сети — активную семантическую сеть и разработать ряд нетривиальных моделей поведения [6], что подтвердило теоретическую перспективность гипотезы и ее практическую значимость для работ в области ИИ. Идеи, изложенные в работах [2–5], способствовали формированию парадигмы ассоциативно-проективной нейронной сети, а также ряда перспективных приложений и информационных технологий.

**Целью** статьи является анализ специфики и демонстрация возможностей нейросетевых моделей и информационных технологий, учитывающих различные феномены психической деятельности человека.

## **АКТИВНАЯ СЕМАНТИЧЕСКАЯ СЕТЬ (М-СЕТЬ)**

М-сеть разработана как аппарат моделирования информационных процессов мозга и принадлежит к классу нейроподобных сетей с семантикой. Узлы сети являются формальными элементами, отображающими нейронные ансамбли, описываются как нелинейные преобразователи аналоговой информации и ставятся в соответствие понятиям об объектах и процессах внешней и внутренней среды некоторого виртуального субъекта, способного к принятию решений и генерированию поведенческих актов. Связи между узлами отображают взаимосвязь и взаимовлияние связанных с такими понятиями реальных или виртуальных объектов, явлений, действий, состояний и т.п.

На множестве узлов и связей М-сети определены операции изменения и передачи активности — численной величины, характеризующей текущее значение актуальности или ценности представленных узлами сети информационных дискретов. В каждый момент времени состояние сети может быть описано распределением уровня активности ее узлов. Связи между узлами являются направленными, имеют вес и могут быть усиливающими или тормозными. В зависимости от специфики модели, создаваемой на основе М-сети, узлы сети могут быть условно объединены в семантически однородные кластеры (входные, выходные, эмоции и т.п.). В каждый момент времени СУТ выделяет наиболее активный узел, т.е. наиболее актуальную информацию, усиливая ее влияние на последующие процессы в сети. Выбор СУТ одного из выходных узлов интерпретируется как принятие решения, соответствующего семантике этого узла.

Принципиальная возможность создания нейроподобных сетей, которые имитируют механизмы, порождающие сложные психические функции, и демонстрируют психологические аспекты поведения высших животных и человека, была показана на компьютерных моделях интеллектуального поведения РЭМ и МОД [6].

Структура М-сети РЭМа состояла из взаимосвязанных подструктур, реализующих функции восприятия, понятийных обобщений, эмоциональных оценок и принятия решений. Внешний, поведенческий сюжет модели — передвижение в условной среде, содержащей «опасные» и «полезные» объекты. Структура сети и, в частности, веса связей между узлами, задавались экспериментатором (самообучение в сети отсутствовало), формирующим тот или иной тип «личности» виртуального субъекта. Оценка соответствия модели гипотезе Н.М. Амосова проводилась по двум критериям: целесообразность внешних проявлений поведения (собственно передвижения) и целесообразность «внутренних» реакций, т.е. побудительных мотивов выбора того или иного действия.

Модель МОД имела сходную структуру и сюжет, но в отличие от РЭМа обладала элементами самообучения и возможностью гибкого планирования

собственного поведения. Несмотря на ряд интересных результатов как теоретического, так и прикладного плана [6, 7], экспериментальные исследования этой модели показали, что М-сеть как сеть фиксированных взаимосвязанных понятий позволяет реализовать функции самообучения только в очень ограниченном объеме, недостаточном для получения полноценного разумного поведения в сложной динамической среде.

## РОБОТЫ

Опыт формирования и настройки компьютерных моделей поведения был использован при создании нейросетевых систем управления для макетов автономных подвижных роботов. Инициатором и руководителем работ этого направления был Э.М. Куссуль. Первый в СССР автономный транспортный робот ТАИР (рис. 1) демонстрировал целенаправленное движение в естественной среде, обход препятствий и т.п. ТАИР представлял собой трехколесную самоходную тележку, снабженную системой датчиков (дальномер и тактильные датчики) и управлялся аппаратно реализованной М-сетью. Цель движения робота задавалась координатами точки на местности. Экспериментальное исследование ТАИРа продемонстрировало принципиальную возможность создания полностью автономного робота с нейросетевой системой управления [8].



Рис. 1. Робот ТАИР

Исследование возможности создания роботов с нейросетевыми системами управления было проведено также на лабораторных макетах МАЛЫШ и STAR. В основу М-сети МАЛЫША были положены, в отличие от ТАИРа, не отдельные двигательные маневры, а непрерывный выбор направления движения по локально-оптимальному критерию, что позволило резко увеличить разнообразие выполняемых маневров и, соответственно, добиться более гибкого поведения [9]. На макете транспортного робота STAR отрабатывались алгоритмы управления специализированного транспортного

робота, создаваемого на базе серийного автопогрузчика «Балканкар».

Совершенствование алгоритмов управления роботом при движении в естественной среде было продолжено на макете МАВР (рис. 2). Работа проводилась по заказу Министерства обороны СССР и была направлена на создание автономного робота, способного целенаправленно передвигаться в условиях сложной пересеченной местности. Оригинальные конструктивные решения обеспечили МАВРу высокую проходимость и надежную защиту схем управления, которые были размещены внутри бочкообразных колес. Информация о внешней среде поступала от дальномеров, оптических и тактильных датчиков на программно реализованную (бортовой компьютер) нейронную сеть. В результате обработки входной информации принималось решение о направлении перемещения или других операциях, включенных в блок принятия решений. Принятые решения активировали соответствующие исполнительные механизмы.



Рис. 2. Робот МАВР

Основные результаты работ отдела за 80-е гг. обобщены в коллективной монографии «Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы» [9], где отражена не только робототехническая тематика, но и результаты интенсивных исследований, направленных на создание методов и практических приемов использования нейросетей при построении экспертных систем, основанных на формализации оценочных экспертных знаний. Практическим результатом этих работ явилось создание инструментальной программной системы VESTA [10], поддерживающей работу эксперта по автоформализации собственных знаний в виде нейросетевой структуры (М-сети), автоматически трансформируемой в систему поддержки принятия решений.

## АССОЦИАТИВНО-ПРОЕКТИВНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

В конце 80-х Э.М. Куссулем была предложена новая парадигма нейронных сетей — ассоциативно-проективная нейронная сеть (АПНС) [11]. АПНС имеет многомодульную, многоуровневую, многомодальную структуру и оригинальный способ кодирования информации посредством разреженного распределения нулей и единиц в двоичных векторах. Признаки,

© Л.М. Касаткина, А.М. Касаткин, А.Д. Гольцев, Д.А. Рачковский, 2013  
ISSN 0452-9910. Кибернетика и вычисл. техника. 2013. Вып. 174

объекты, понятия, отношения между объектами, описания сцен, содержание фразы, текста имеют в ассоциативно-проективной структуре свое представительство в виде подмножеств нейронов, расположенных на разных иерархических уровнях структуры. Для кодирования информации на самом нижнем уровне (признаки, элементарные действия и т.п.) применяется случайная процедура, более высокие уровни формируются из ассоциативных нейронных полей, связанных между собой проективными связями. Ассоциативные поля имеют внутренние ассоциативные связи между нейронами, изменяющиеся при обучении. Внутренние ассоциативные связи позволяют формировать нейронные ансамбли. Проективные связи не изменяются в процессе обучения сети, они служат для передачи нейронной активности между нейронами различных ассоциативных полей, расположенных на различных иерархических уровнях структуры, устанавливая взаимно однозначное соответствие между соответствующими нейронами различных уровней.

## НЕЙРОКОМПЬЮТЕРЫ

На основе идеологии АПНС в отделе был разработан первый в СССР аппаратный нейροкомпьютер. Работы велись под руководством Э.М. Куссуля, которому к тому времени Н.М. Амосов уже передал отдел. Первый макет нейрокомпьютера (1989 г.) был создан на отечественной элементной базе и представлял собой приставку к персональному компьютеру. В последующих макетах использовалась уже более продвинутая элементная база. В 1992 г. совместно с японской фирмой WACOM был разработан и экспериментально проверен на задачах распознавания образов последний вариант нейрокомпьютера (рис. 3). Однако быстрый рост мощностей персональных компьютеров и появление развитых языков программирования сделал более перспективным возврат от нейрокомпьютеров к компьютерному моделированию и созданию специализированных программных средств.

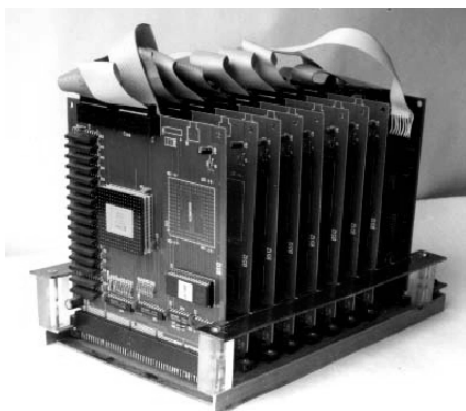


Рис. 3. Нейрокомпьютер

## НЕЙРОСЕТЕВЫЕ КЛАССИФИКАТОРЫ

Идеи Н.М. Амосова о функциональных особенностях механизмов мозга послужили основой для создания нейросетевых классификаторов [11–13]. На этих принципах созданы нейросетевые технологии идентификации диктора по голосу, обработки речевых записей большой длительности, классификации текстовой информации [14–16].

Задача классификации состоит в автоматическом назначении меток классов новым объектам (наблюдениям). Для нейронной сети наиболее приемлемым способом классификации является обучение с учителем — автоматическое конструирование классификатора (изменение структуры сети) по обучающей выборке, где для каждого наблюдения известны метки классов.

Примером практического применения нейросетевых классификаторов является разработанная информационная технология идентификации личности по голосу. Основу технологии составляет высокопроизводительный нейронный классификатор LIRA (рис. 4), адаптированный для обработки речевого сигнала [15]. Индивидуальные особенности голосов фиксируются в структуре нейронной сети в процессе ее обучения. Сеть автоматически формирует индивидуальные портреты голосов как совокупности речевых признаков. Система работает как в режиме поиска в голосовых базах данных, так и в режиме реального времени. Обеспечивается достоверность идентификации микрофонных сигналов — 94–98 %, телефонных сигналов — 85–94%.

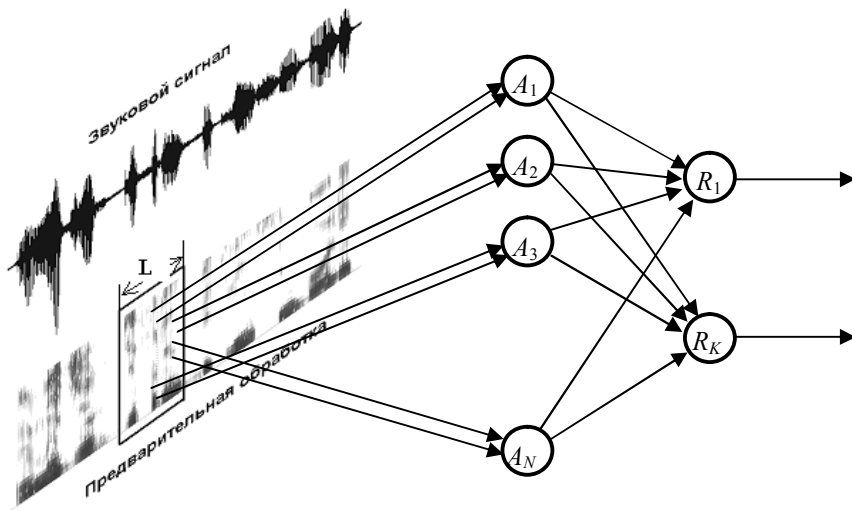


Рис. 4. Классификатор LIRA

Технология ориентирована на работу с фонотеками, включающими произвольное количество образцов голосов различных людей, записанных по микрофонному и телефонному каналам связи. Реализована также возможность поиска определяемых пользователем голосов в многочасовых аудиозаписях (индексация аудиоданных).

## **МОДУЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ С АНСАМБЛЕВОЙ ОРГАНИЗАЦИЕЙ**

Идеология нейронной сети, основным функциональным элементом которой является не отдельный нейрон, а нейронный ансамбль, получила свое развитие в модульных нейронных сетях с ансамблевой организацией [17–18]. Модульные ансамблевые сети предназначены для распознавания объектов из ограниченного количества классов. Основная идея модульной сети состоит в том, что сеть разделяется на отдельные, изначально идентичные подсети (модули), количество которых соответствует количеству распознаваемых классов. В дальнейшем, в процессе обучения (дифференциации) в каждой из подсетей формируется своя индивидуальная структура связей между составляющими ее нейронами. Эта структура межнейронных связей представляет собой обобщенное описание соответствующего класса. Поскольку каждому классу соответствует своя подсеть (модуль), структуры межнейронных связей в подсетях (описания классов) не пересекаются друг с другом, в результате чего каждая такая структура адекватно отражает отличительные особенности соответствующего класса. Эффективность модульных ансамблевых сетей была продемонстрирована на таких задачах, как распознавание текстур, рукописных букв украинского алфавита и рукописных цифр базы MNIST.

## **РАСПРЕДЕЛЕННЫЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ**

С начала 2000-х основные работы отдела связаны с теорией распределенных представлений, которая является развитием АПНС и имеет целью создание модели мышления человека [19–25]. Разрабатываемые в этом направлении приложения оперируют информацией, представленной в виде двоичных разреженных векторов, состоящих из нулей и единиц. Такие векторы названы кодвекторами. Сходство кодвекторов очень легко вычисляется, например, подсчетом числа совпадающих единиц, либо совпадающих единиц и нулей, что актуально при обработке больших массивов информации. Смысл каждого компонента кодвектора (каждого нуля или единицы) не определен, однако сходная информация (объекты) представляется сходными паттернами нулей и единиц. В кодвекторах распределенно и единообразно кодируется любая информация о внешнем мире, например, числовая информация (векторы, таблицы, матрицы, объекты и их отношения), символьная, сложно структурированная информация, например реляционные иерархические графы, используемые для представления знаний.

Разработанные распределенные представления информации в виде кодвекторов основаны на идее распределенного отображения информации в мозге. Важнейшими преимуществами такого подхода являются единообразное представление качественно разнородной информации и возможность осуществлять эффективную обработку информации на основе ассоциативного поиска по сходству, аналогично тому, как работает человеческая память.



Разработанные методы позволяют повысить эффективность обработки разреженных распределенных представлений большой размерности [20, 21]. Методы испытаны в задачах поиска и классификации текстовой информации [16, 22, 23]. Для учета семантики текстов разработаны методы формирования представлений текстовой информации (слов, текстов и их фрагментов) в виде распределенных контекстных векторов. Семантическая близость текстов определяется величиной сходства их контекстных кодвекторов.

Для реализации разработанных методов созданы унифицированные программные компоненты, которые объединены в иерархию программных модулей и формируют прикладную базу информационных технологий классификации и поиска. На этой базе созданы макеты систем поиска и классификации текстов. Применение распределенных контекстных векторов и методов их обработки позволило повысить точность поиска на стандартных базах текстов *MedLARS*, *Time*, *Cranfield* до 20 % по сравнению с методом поиска без учета семантики и получить сравнимые по качеству результаты относительно других методов поиска, учитывающих семантику. При классификации текстов на базе *Reuters-21578* получен процент правильной классификации на уровне лучших мировых результатов.

## **МОДЕЛИРОВАНИЕ РАССУЖДЕНИЙ ПО АНАЛОГИИ**

Рассуждения на основе примеров — известный продуктивный подход, который используют люди при решении разного рода задач в условиях неполноты, неточности, противоречивости входной информации. В последние годы все большее внимание привлекает моделирование рассуждений по аналогии, где акцент делается на учете структуры примеров-аналогов. Рассуждения по аналогии моделирует общие когнитивные процессы, позволяя более универсальную обработку примеров, которая не зависит от предметной области.

Поиск и обработка аналогов требуют использования вычислительно сложных операций оценки сходства сложных вложенных структур. Исследователями рассуждений по аналогии предложен ряд эвристических моделей поиска аналогов на основе сходства. Однако эти модели имеют большую вычислительную сложность, что неприемлемо для больших баз аналогов.

В рамках теории распределенных представлений удалось построить модель рассуждений человека по аналогии. Разработаны методы формирования распределенных представлений сложно-структурированной реляционной информации, используемой в рассуждениях по аналогии, которые позволяют осуществлять поиск аналогов по сходству с одновременным учетом структуры и семантики информации [24, 25].

## **ВЫВОДЫ**

Романтическая идея создания «настоящего» искусственного интеллекта, которая так много значила в жизни Николая Михайловича Амосова [26], не только не забыта научным сообществом, но и периодически становится

знаменем компьютерных наук. Сотрудники отдела Амосова в Международном научно-учебном центре информационных технологий и систем НАН Украины и Министерства образования и науки Украины развивают идеи Амосова с учетом актуальных проблем 21 века — создание интеллектуальных информационных технологий, работа с огромными массивами информации в Интернете и корпоративных хранилищах, повышение точности приборов за счет умной обработки информации. Дальнейшая реализация идей академика Амосова связана с включением в интеллектуальные информационные технологии и системы модели «я» (т.е. модели самой системы с ее возможностями и интересами), учет элементов семантики и того, что люди называют здравым смыслом, использование рассуждений по аналогии для интеллектуализации существующих и создания новых информационных технологий. Одно из перспективных направлений работ — создание базовой модели мышления, которая бы учитывала современные данные когнитивных психологов об особенностях мышления человека и принципы нейросетевой организации мозга, а также позволяла естественное развитие за счет моделирования разных аспектов мышления.

1. Амосов Н.М. Моделирование мышления и психики / Н.М. Амосов. — К. : Наукова думка, 1965. — 304 с.  
Amosov N.M. *Modelling of Thinking and the Mind*. New York: Spartan Books, 1967. 304 p.
2. Амосов Н.М. Моделирование сложных систем / Н.М. Амосов. — К. : Наукова думка, 1968. — 87 с.  
Amosov N.M. *Modelling of Complex Systems*. Kiev: Naukova Dumka, 1968. 87 p.
3. Амосов Н.М. Искусственный разум / Н.М. Амосов. — К. : Наукова думка, 1969. — 155 с.  
Amosov N. M. *Artificial Mind*. Kiev: Naukova Dumka, 1969. 155 p.
4. Амосов Н.М. Алгоритмы разума / Н.М. Амосов. — К. : Наукова думка, 1979. — 223 с.  
Amosov N.M. *Algorithms of the Mind*. Kiev: Naukova Dumka, 1979. 223 p.
5. Амосов Н.М. Природа человека / Н.М. Амосов. — К. : Наукова думка, 1983. — 222 с.  
Amosov N.M. *The Nature of Man*. Kiev: Naukova Dumka, 1979. 223 p.
6. Амосов Н.М. Автоматы и разумное поведение / Н.М. Амосов, А.М. Касаткин, Л.М. Касаткина, С.А. Талаев. — К. : Наукова думка, 1973. — 374 с.  
Amosov N.M., Kasatkin A.M., Kasatkina L.M. *Automation and Intellectual Behavior*. Kiev: Naukova Dumka, 1973. 374 p.
7. Amosov N.M., Kasatkin A.M., Kasatkina L.M., Kussul E.M., Talaev S.A., Fomenko V.D. Intelligent behaviour systems based on semantic networks. *Kybernetes*, 1973, vol. 2(4), pp. 211–216.
8. Amosov N.M., Kussul E.M., Fomenko V.D. Transport robot with a neural network control system. *Advance Papers of the Fourth International Joint Conf. on Artificial Intelligence*, 1975, Vol. 9, pp. 1–10.
9. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы / Н.М. Амосов, Т.Н. Байдык, А.Д. Гольцев, А.М. Касаткин, Л.М. Касаткина, Д.А. Рачковский. — К. : Наукова думка, 1991. — 269 с.  
Amosov N.M., Baidyk T.N., Goltsev A.D., Kasatkin A.M., Kasatkina L.M., Rachkovskij D.A. *Neurocomputers and Int. Robots*. Kiev: Naukova Dumka, 1991. 269 p.
10. Касаткин А.М. Инструментальное средство для создания нейросетевых баз знаний / А.М. Касаткин, Л.М. Касаткина // Нейросетевые системы обработки информации. — К. : ИК НАНУ, 1996. — С. 41–51.  
Kasatkin A.M., Kasatkina L.M. *A tool to create a neural network knowledge bases*. Kiev: IK NANU, 1996, pp. 41–51.

11. Куссуль Э.М. Ассоциативные нейроподобные структуры / Э.М. Куссуль. — К. : Наукова думка, 1992. — 144 с.  
Kussul E.M. *Associative neuron-like structures*. Kiev: Naukova Dumka, 1992. 144 p.
12. Kussul E.M., Baidyk T.N., Lukovich V.V., Rachkovskij D.A. Adaptive high performance classifier based on random threshold neurons. *Cybernetics and Systems'94* (Ed.: R. Trappl). Singapore: World Sci. Publ. Co. Pte. Ltd, 1994, pp. 1687–1694.
13. Байдык Т.Н. Нейронные сети и задачи искусственного интеллекта / Т.Н. Байдык. — К. : Наукова думка, 2001. — 263 с.  
Baidyk T.N. *Neural Networks and Problems of Artificial Intelligence*. Kiev: Naukova Dumka, 2001. 263 p.
14. Kussul E., Baidyk T., Kasatkina L., Lukovich V. Rosenblatt perceptrons for handwritten digit recognition. *International Joint Conference on Neural Networks "IJCNN'01"*. Washington, USA, 2001, pp. 1516–1521.
15. Касаткина Л.М. Распознавание личности по голосу с помощью классификатора LIRA / Л.М. Касаткина, В.В. Лукович, В.В. Пилипенко // УСиМ. — 2006. — № 3. — С. 67–73.  
Kasatkina L.M., Lukovich V.V., Pilipenko V.V. Recognition of the person's voice by the classifier LIRA. *USiM*, 2006, no. 3, pp. 67–73.
16. Мисуно И.С. Векторное представление и классификация текстовой информации / И.С. Мисуно // УСиМ. — 2006. — № 1. — С. 85–91.  
Misuno I.S. Vector representation and classification of textual information. *USiM*, 2006, no. 1, pp. 85–91.
17. Goltsev A. An assembly neural network for texture segmentation. *Neural Networks*, 1996, Vol. 9(4), pp. 643–653.
18. Гольцев А.Д. Нейронные сети с ансамблевой организацией / А.Д. Гольцев. — К. : Наукова думка, 2005. — 200 с.  
Goltsev A.D. *Neural networks with assembly organization*. Kiev: Naukova Dumka, 2005. 200 p.
19. Rachkovskij D.A., Kussul E.M., Baidyk T.N. Building a world model with structure-sensitive sparse binary distributed representations. *Biologically Inspired Cognitive Architectures*, 2013, vol. 3, pp. 64–86.
20. Rachkovskij D.A., Kussul E. Binding and normalization of binary sparse distributed representations by context-dependent thinning. *Neural Computation*, 2001, vol. 13, no. 2, pp. 411–452.
21. Рачковский Д.А. Рандомизированные проекционные методы формирования бинарных разреженных векторных представлений / Д.А. Рачковский, И.С. Мисуно, С.В. Слипенченко // Кибернетика и системный анализ. — 2012. — № 1. — С. 176–188.  
Rachkovskij D.A., Misuno I.S., Slipchenko S.V. Randomized projective methods for the construction of binary sparse vector representations. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2012, vol. 48, no. 1, pp. 146–156.
22. Мисуно И.С. Векторные и распределенные представления, отражающие меру семантической связи слов / И.С. Мисуно, Д.А. Рачковский, С.В. Слипенченко // Математические машины и системы. — 2005. — № 3. — С. 50–67.  
Misuno I.S., Rachkovskij D.A., Slipchenko S.V. Vector and distributed representation, reflecting a measure of semantic word association. *Mathematical Machines and Systems*, 2005, no. 3, pp. 50–67.
23. Поиск текстовой информации с помощью векторных представлений / И.С. Мисуно, Д.А. Рачковский, С.В. Слипенченко, А.М. Соколов // Проблемы программирования. — 2005. — № 4. — С. 50–59.  
Misuno I.S., Rachkovskij D.A., Slipchenko S.V., Sokolov A.M. Searching of text information by means of vector representations. *Problems of Programming*, 2005, no. 4, pp. 50–59.
24. Slipchenko S.V., Rachkovskij D.A. Analogical mapping using similarity of binary distributed representations. *Information Theories and Applications*, 2009, no. 3, pp. 269–290.

25. Rachkovskij D.A., Slipchenko S.V. Similarity-based retrieval with structure-sensitive sparse binary distributed representations. *Computational Intelligence*, 2012, vol. 28, no. 1, pp. 106–129.
26. 100th anniversary of the birth of Mykola (Nikolai) Amosov, scientist (1913–2002). *Celebration of anniversaries with which UNESCO is associated in 2012-2013, Ukraine*. UNESCO, 2013. Available at: <http://www.unesco.org/new/en/unesco/events/prizes-and-celebrations/celebrations/anniversaries-celebrated-by-member-states/2013/> (Accessed 15 April 2013).

Получено 27.09.2013