

Научная статья

УДК 004; DOI: 10.61260/2304-0130-2024-4-32-38

КОМПЬЮТЕРНЫЕ МОДЕЛИ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

✉ Лабинский Александр Юрьевич.

Санкт-Петербургский университет ГПС МЧС России, Санкт-Петербург, Россия.

Пантюхин Олег Игоревич.

Санкт-Петербургский университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича,
Санкт-Петербург, Россия

✉ labinskyi.a@igps.ru

Аннотация. Рассмотрены возможности искусственных нейронных сетей в качестве основы для создания систем искусственного интеллекта. Главным преимуществом искусственных нейронных сетей является их способность к обучению, обобщению и выделению скрытых зависимостей в исходных данных. Приведены особенности, классификация, методы обучения искусственных нейронных сетей и задачи, успешно решаемые с помощью данных сетей. Рассмотрены этапы решения различных задач с помощью искусственных нейронных сетей. Подробно рассмотрены особенности нечетких нейронных сетей, глубинных нейронных сетей и сверточных нейронных сетей.

В качестве примеров интеллектуальных систем, разработанных на основе искусственных нейронных сетей, рассмотрены: система аппроксимации функций по зашумленным данным, система классификации больших объемов данных, система автоматического управления, криптографическая система и система распознавания изображений.

Разработаны компьютерные модели указанных систем, реализованные в виде программ для ЭВМ. Приведены результаты работы рассмотренных интеллектуальных систем, представленные в наглядном графическом виде.

Ключевые слова: искусственный интеллект, искусственные нейронные сети, нечеткие нейронные сети, глубинные нейронные сети, сверточные нейронные сети, компьютерные модели, аппроксимация функций, классификация, автоматическое управление, криптографическая система, распознавание изображений

Для цитирования: Лабинский А.Ю., Пантюхин О.И. Компьютерные модели систем искусственного интеллекта на основе нейронных сетей // Надзорная деятельность и судебная экспертиза в системе безопасности. 2024. № 4. С. 32–38. DOI: 10.61260/2304-0130-2024-4-32-38.

Введение

Использование искусственных нейронных сетей (ИНС) является наиболее эффективным подходом к созданию систем искусственного интеллекта. Главным преимуществом ИНС является их способность к обучению, обобщению и выделению скрытых зависимостей между неточными, неполными или частично искаженными (зашумленными) данными [1–5].

В качестве ИНС можно представить систему, состоящую из простых процессоров, представляющих собой искусственные нейроны, обменивающиеся данными.

Схема ИНС с блоками обучения и вычисления ошибки представлена на рис. 1.

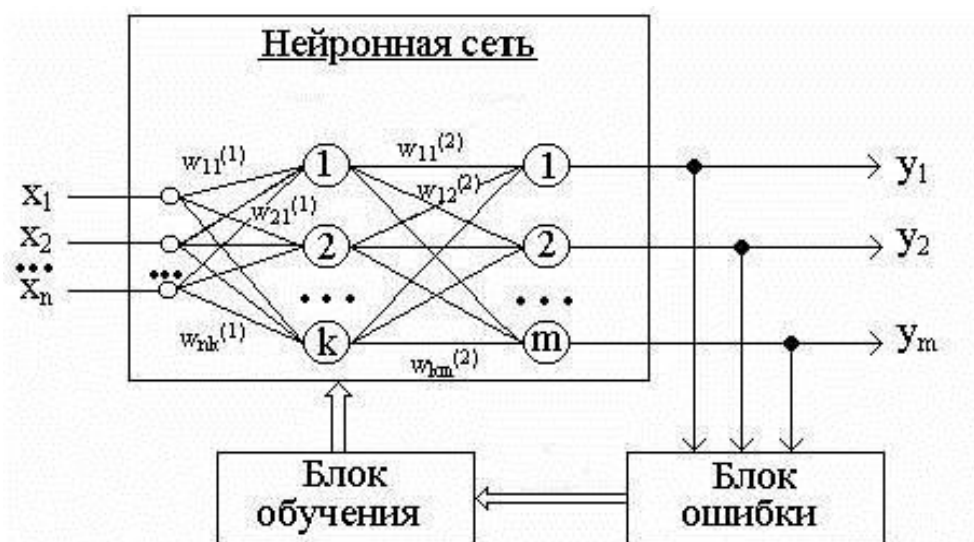


Рис. 1. Нейронная сеть с блоками обучения и вычисления ошибки

Для обучения ИНС часто используется метод обратного распространения ошибки. Этот метод предполагает использование процесса обучения, при котором величина ошибки, вычисленная для некоторого нейрона, распространяется обратно на все нейроны, чьи выходные сигналы были входящими для данного нейрона.

Сформулируем постановку задачи, результаты решения которой представлены в данной статье. Нужно рассмотреть возможности ИНС, которые позволяют разрабатывать искусственные интеллектуальные системы (ИИС), способные решать сложные задачи, в том числе задачи аппроксимации функций по зашумленным данным, классификации больших объемов данных, автоматического управления, криптографии и распознавания изображений.

Тема статьи актуальна, так как создание интеллектуальных систем является актуальным направлением.

Научная новизна исследования заключается в создании компьютерных моделей интеллектуальных систем на основе ИНС, реализованных в виде программ для ЭВМ.

Нечеткие нейронные сети

Нечёткие нейронные сети – это системы на нечёткой логике. Схема нечеткой ИНС представлена на рис. 2.

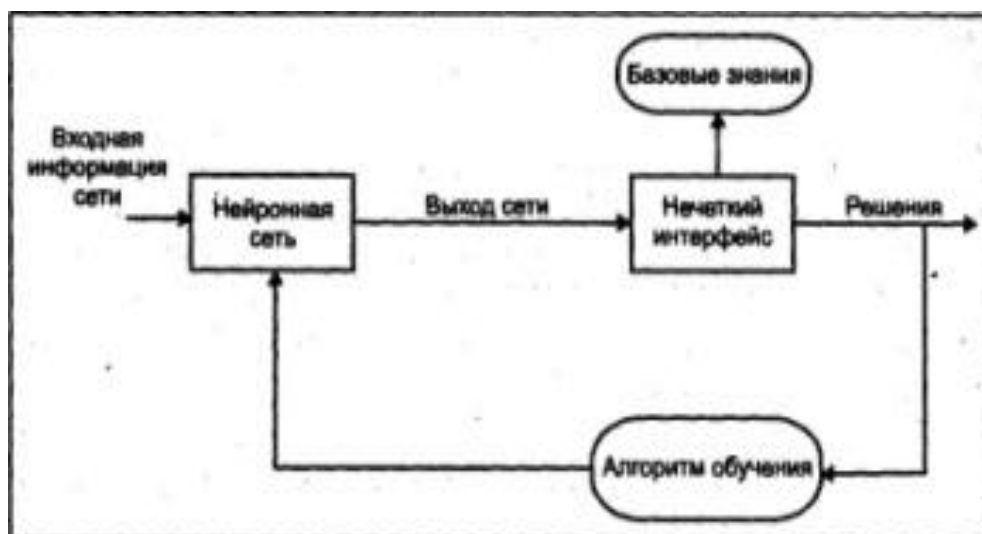


Рис. 2. Нейро-нечеткая система

В данной нейро-нечёткой системе многоуровневая нейронная сеть запускает интерфейсный механизм нечеткой логики. Нечеткая нейронная сеть – это сеть с нечеткой передаточной функцией первого слоя сети.

Глубинные нейронные сети

Глубинная нейронная сеть позволяет моделировать сложные нелинейные отношения за счет того, что в процессе работы они создают различные композиционные модели. В каждой композиционной модели объект моделируется в виде иерархической многоуровневой системы, состоящей из примитивов.

Современные методы глубокого обучения нейронных сетей заключаются в нахождении минимума некоторой непрерывной функции ошибки. Обучение с подкреплением подразумевает стимуляцию тех действий, которые ведут к успеху. Глубокое обучение с подкреплением использует марковские процессы принятия решений, что подкрепляется вероятностным подходом на основе теоремы гипотез Байеса.

Сверточные нейронные сети

В сверточной нейронной сети (СНС) в процессе работы в сверточных слоях сети выполняется операция свертки, а обучение сети производится по методу обратного распространения ошибки.

СНС используются для создания систем, используемых в целях распознавания изображений. В таких системах в процессе распознавания изображений определяются коэффициент фильтрации и доля активных пикселей изображения, учитываемых в процессе распознавания. Это позволяет производить адаптивную настройку параметров нейронной сети.

Интеллектуальные системы на основе нейронных сетей

Аппроксимация функций по зашумленным данным

В целях аппроксимации функций для обучения ИНС используются функции вида:

$$Y = \cos^3(X); Y = \sin(X); Y = \sin(X) \cdot \cos(X).$$

В каждом цикле обучения производилась обработка массива размерностью 20×20 значений (всего 400 значений), а за 20 циклов обучения было обработано $400 \times 20 = 8000$ значений. Результаты аппроксимации функции $Y = \sin(X)$ представлены на рис. 3, 4.

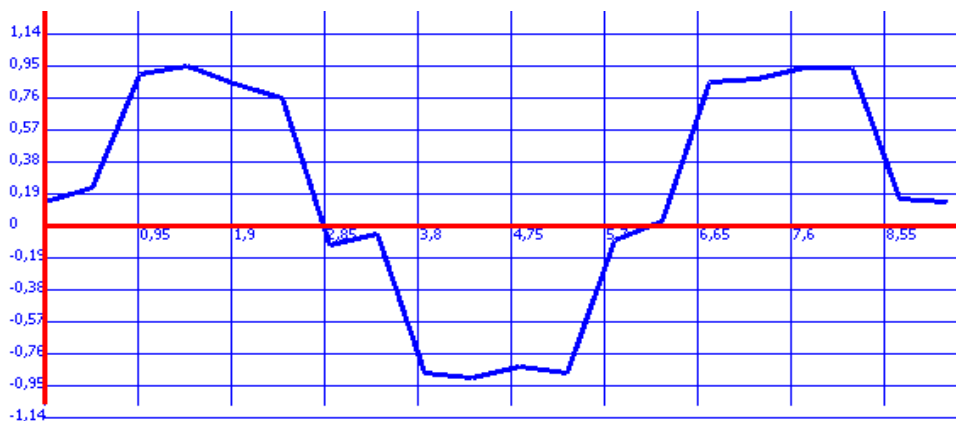


Рис. 3. Зашумленная зависимость $Y = \sin(X)$

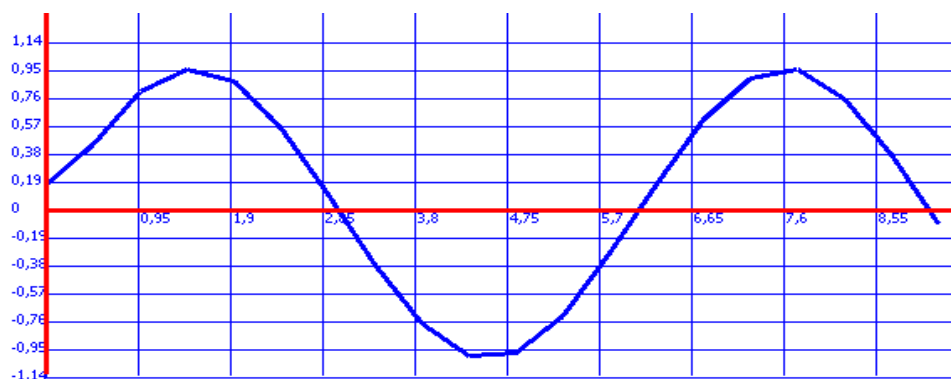


Рис. 4. Восстановленная зависимость после 20 циклов обучения

Для проведения вычислительных экспериментов по аппроксимации функций была создана компьютерная модель, реализованная в виде программы для ЭВМ [6].

Классификация больших объемов данных

Рассмотрим возможности самообучающихся нейронных сетей по классификации больших объемов данных. В качестве данных использовались от 144 до 576 графических объектов, которые классифицировались по различным признакам, число которых менялось от 8 до 24. Пример классификации 144 графических объектов по восьми признакам для случая квадратной конфигурации областей кластеров представлен на рис. 5.

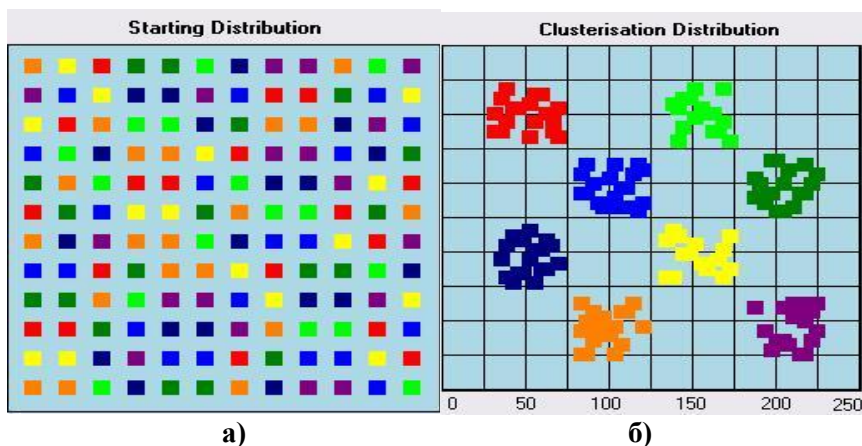


Рис. 5. а) исходные данные; б) классификация в 8 кластеров

Пример классификации 576 объектов по 24 признакам представлен на рис. 6.

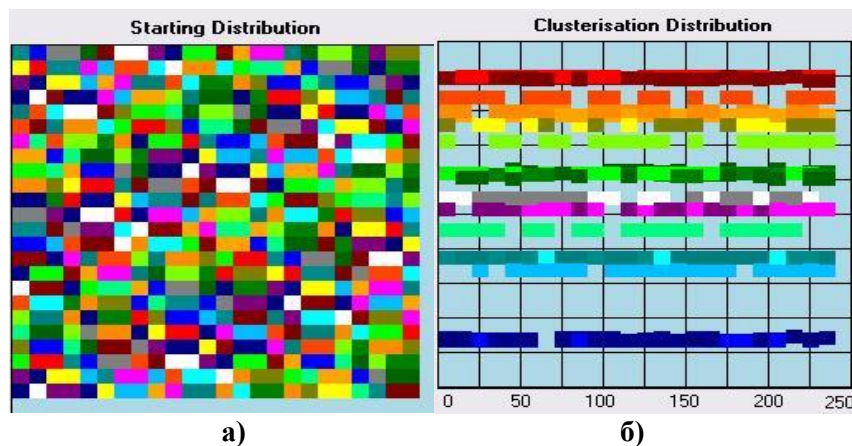


Рис. 6. а) исходные данные; б) классификация по кластерам

Для проведения вычислительных экспериментов по классификации больших объемов данных была создана компьютерная модель, реализованная в виде программы для ЭВМ [7].

Система автоматического управления

Рассмотрим систему охлаждения, имеющую систему автоматического управления (САУ). В состав такой системы входит нечеткая нейронная сеть, позволяющая производить управление системой охлаждения адаптивно. На рис. 7 представлены результаты нейро-нечеткого управления.

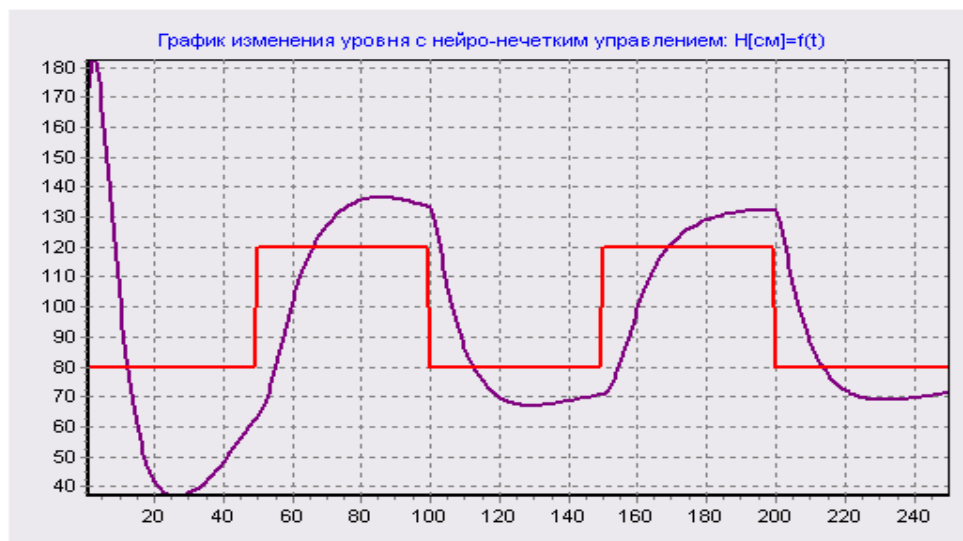


Рис. 7. Переходный процесс для адаптивного нейро-нечеткого управления

Для проведения вычислительных экспериментов с системой адаптивного нейро-нечеткого управления была создана компьютерная модель, реализованная в виде программы для ЭВМ [8].

Криптографическая система

Рассмотрим криптографическую систему, состоящую из искусственной однонаправленной нейронной сети без обратных связей. Процесс шифрования информации в такой системе характеризуется тем, что зависимость числа итераций от размера ключа шифрования (бит), представляющего собой коэффициенты сети, представлена на рис. 8.



Рис. 8. Зависимость числа итераций от размера ключа

Для проведения вычислительных экспериментов по шифрованию данных была создана компьютерная модель, реализованная в виде программы для ЭВМ [9].

Система распознавания изображений

Рассмотрим возможности реализующей систему распознавания изображений искусственной СНС. В компьютерной модели системы распознавания изображений настройка параметров нейронной сети происходит адаптивно, для чего в процессе распознавания изображения определяются коэффициент фильтрации и доля активных пикселей изображения, учитываемых в процессе распознавания. На рис. 9 представлены исходное изображение, результат фильтрации и диаграмма яркости пикселей изображения.

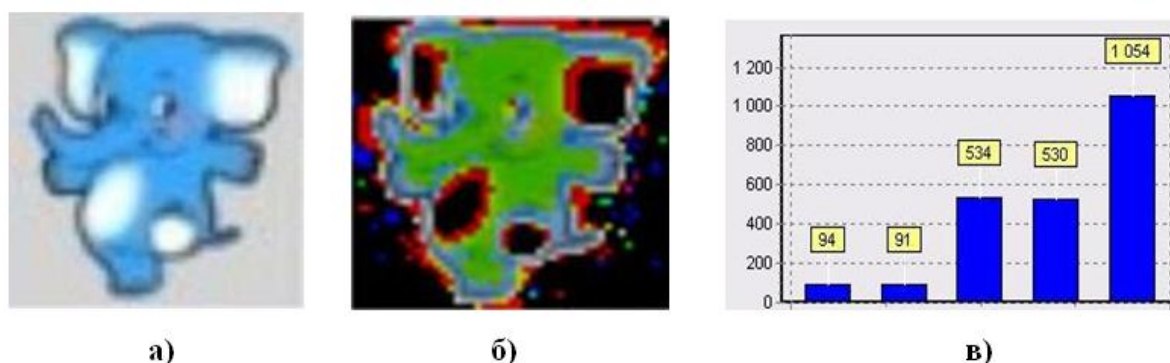


Рис. 9. а) исходное изображение; б) результат фильтрации;
в) диаграмма яркости пикселей изображения

Для проведения вычислительных экспериментов с системой распознавания изображений на основе искусственной СНС была создана компьютерная модель, реализованная в виде программы для ЭВМ [10].

Вывод

ИНС могут служить в качестве основы для создания ИИС.

Способность к выделению скрытых зависимостей в исходных данных, обобщению и к обучению является главным преимуществом ИНС.

В качестве примеров разработанных на основе ИНС интеллектуальных систем рассмотрены система аппроксимации функций по зашумленным данным, система классификации больших объемов данных, система автоматического управления, криптографическая система и система распознавания изображений.

Указанные системы реализованы в виде программ для ЭВМ. Приведены результаты работы рассмотренных интеллектуальных систем, представленные в наглядном графическом виде.

Список источников

1. Максимов В.И., Качаев С.В. Когнитивные технологии поддержки управленческих решений. М.: Труды ИПУ, 2018. Вып. 1.
2. Димитриченко Д.П., Жидков Р.А. Применение нейронных сетей для решения задач обработки данных при построении когнитивных карт // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2017. № 6.
3. Anderson C.H. The self-organizing map // Neural Computation. 2012. Vol. 5.
4. Barron A.R. Neural net approximation // IEEE Transaction on Information Theory. 2013. Vol. 49.

5. Vapnik V.N. A fuzzy neural network model // IEEE Transactions on Neural Networks. 2017. Vol. 3. № 5.
6. Лабинский А.Ю. Аппроксимация функций многих переменных нечеткой нейронной сетью // Природные и техногенные риски (физико-математические и прикладные аспекты). 2017. № 2. С. 6–14.
7. Лабинский А.Ю. Использование нейронных сетей для решения задач классификации // Природные и техногенные риски (физико-математические и прикладные аспекты). 2017. № 4. С. 25–32.
8. Лабинский А.Ю. Использование нечеткой логики и нейронных сетей в системах автоматического управления // Науч.-аналит. журн. «Вестник С.-Петерб. ун-та ГПС МЧС России». 2019. № 1. С. 11–17.
9. Лабинский А.Ю. Нейронные сети и защита информации // Проблемы управления рисками в техносфере. 2019. № 1. С. 16–24.
10. Лабинский А.Ю. Особенности использования нейронной сети для распознавания изображений // Проблемы управления рисками в техносфере. 2016. № 3. С. 21–27.

Информация о статье: статья поступила в редакцию: 26.10.2024; принята к публикации: 19.11.2024

Информация об авторах:

Лабинский Александр Юрьевич, доцент кафедры прикладной математики и информационных технологий Санкт-Петербургского университета ГПС МЧС России (196105, Санкт-Петербург, Московский пр., д. 149), кандидат технических наук, доцент, e-mail: labinskyi.a@igps.ru, <https://orcid.org/0000-0001-2735-4189>, SPIN-код: 8338-4230

Пантюхин Олег Игоревич, доцент кафедры сетей связи и передачи данных Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича (193232, Санкт-Петербург, пр. Большевиков д. 22, к. 1), кандидат технических наук, доцент, e-mail: pantuhin.oi@sut.ru