

Научная статья

УДК 681; DOI: 10.61260/2304-0130-2024-3-38-44

НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К КОГНИТИВНОМУ МОДЕЛИРОВАНИЮ

✉ Лабинский Александр Юрьевич.

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

✉ labynsci@yandex.ru

Аннотация. Приведены некоторые особенности когнитивного моделирования, включая предпосылки когнитивного подхода к решению комплексных задач. Когнитивное моделирование предполагает использование различных искусственных нейронных сетей, включая сверточные нейронные сети. Дана классификация искусственных нейронных сетей по различным признакам. Рассмотрены особенности самоорганизующихся нейронных сетей и сетей, использующих методы глубокого обучения.

Подробно рассмотрены искусственная нейронная сеть, представляющая собой трехслойную однонаправленную сеть прямого распространения, интерфейс программы для ЭВМ, используемой для аппроксимации функций с помощью указанной нейронной сети, а также решение задачи распознавания изображений с помощью искусственной сверточной нейронной сети, в которой применительно к каждому распознаваемому фрагменту изображения производится настройка параметров нейронной сети с целью адаптивного фильтрации изображения.

Анализ изображений в системах видеонаблюдения с целью обнаружения возгораний позволяет обнаруживать их на ранней стадии и, таким образом, предупреждать развитие пожара.

Ключевые слова: адаптивное фильтрация изображений, искусственная нейронная сеть, когнитивная карта, когнитивное моделирование, компьютерная модель, компьютерная программа, сверточная нейронная сеть, распознавание изображений

Для цитирования: Лабинский А.Ю. Нейросетевой подход к когнитивному моделированию // Надзорная деятельность и судебная экспертиза в системе безопасности. 2024. № 3. С. 38–44. DOI: 10.61260/2304-0130-2024-3-38-44.

Введение

Когнитивное моделирование используется с целью определения наиболее эффективных управленческих решений на основе оценки взаимного влияния различных факторов в условиях неопределенных ситуаций [1].

Предпосылками к использованию когнитивного подхода к анализу сложных ситуаций являются следующие их особенности:

- многоаспектность происходящих в таких ситуациях процессов;
- отсутствие достаточной информации о динамике исследуемого процесса;
- изменчивость характера исследуемого процесса во времени.

Когнитивное моделирование осуществляется обычно путем использования вычислительной техники. Необходимо отметить эффективное использование искусственных нейронных сетей (ИНС) как для создания когнитивных карт, так и для распознавания изображений и письменного текста, настройки параметров систем автоматического управления, решения дифференциальных уравнений, прогнозирования и аппроксимации функций, а также для классификации [1–3, 4]. ИНС создаются в виде компьютерной модели (КМ), реализованной на ЭВМ.

КМ – это алгоритм или компьютерная программа, выполняющая решение системы логических, алгебраических или дифференциальных уравнений с целью имитации поведения исследуемой системы, с помощью которой возможно проведение компьютерных экспериментов.

Когнитивная карта (лат. *cognitio* – знание, познание) – образ пространственного окружения. Когнитивные карты могут формироваться как карты различной степени общности и организации. Среди различных карт обычно выделяют карту-путь как последовательное представление связей между объектами по определённому маршруту и карту-обозрение как одновременно представленное пространственное расположение объектов [2].

Сформулируем постановку задачи, результаты решения которой представлены в данной статье. Нужно рассмотреть когнитивное моделирование, которое позволяет разрабатывать искусственные интеллектуальные системы (ИИС), обладающие свойством искусственного интеллекта и способные решать сложные задачи, в том числе задачу распознавания изображений, что позволяет обнаруживать возгорания на ранней стадии. Тема статьи актуальна, так как актуальность решения задачи предупреждения развития пожара не вызывает сомнений.

Новизна исследования, отражающая личный вклад автора, заключается в разработке КМ, реализующих распознавание изображений и аппроксимацию функций, происходящих с использованием ИНС.

Рассмотрим различные представления ИНС. Исходя из точки зрения машинного обучения, ИНС представляет собой частный случай методов распознавания образов, дискриминантного анализа и методов кластеризации [5]. Исходя из математической точки зрения, обучение нейронных сетей – это многопараметрическая задача нелинейной оптимизации. Исходя из представлений кибернетики, ИНС используется в задачах адаптивного управления. Таким образом, ИНС – это математическая модель, которая включает программную или аппаратную реализацию. Такая модель построена по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей, то есть сетей нервных клеток живого организма [5].

Особенности и возможности ИНС подробно изложены в работах [6–9].

Схема ИНС представлена на рис. 1.

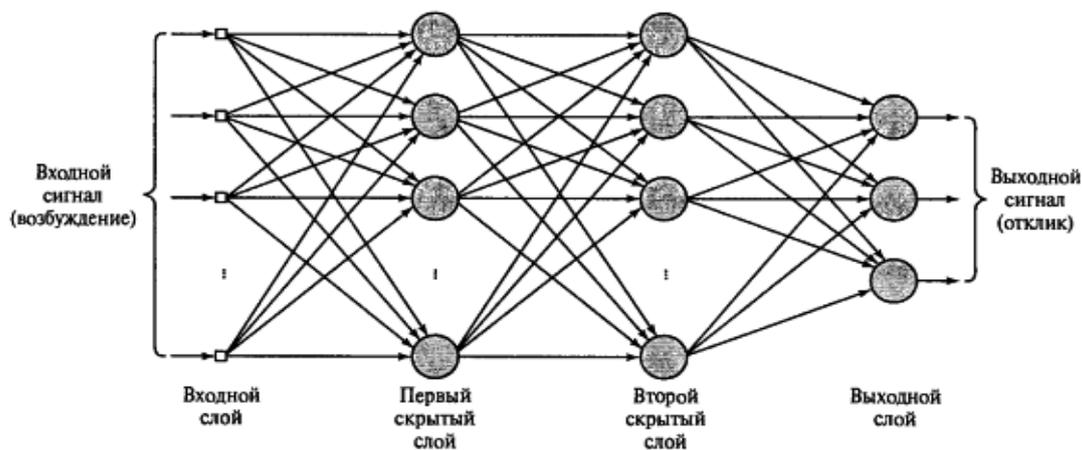


Рис. 1. Схема ИНС

Возможность обучения является главным преимуществом нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Схема ИНС с блоками обучения и вычисления ошибки представлена на рис. 2.

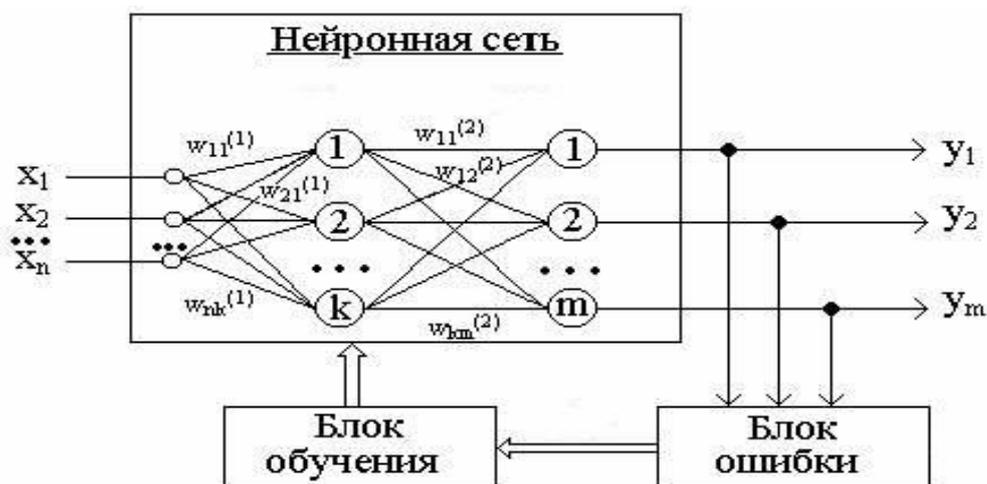


Рис. 2. Нейронная сеть с блоками обучения и вычисления ошибки

Рассмотрим процесс обучения ИНС. Он состоит в просмотре обучающей выборки данных, порядок которого может быть случайным или последовательным, причем просмотр выполняется не менее одного раза. Выборка данных делится на две части: обучающая выборка и тестовые данные. Тестовые данные используются для определения ошибки моделирования и для тестирования качества обучения ИНС.

Различные ИНС классифицируются по следующим признакам.

1. Характер обучения:

- обучение без учителя – выходное пространство решений неизвестно;
- обучение с учителем – выходное пространство решений известно;
- обучение с подкреплением – используется система назначения штрафов и поощрений.

2. Характер связей между нейронами:

- сети прямого распространения – все связи между нейронами имеют направление от входа ИНС к выходу ИНС;
- рекуррентные сети – между нейронами имеется связь от выхода к входу сети.

Самоорганизующиеся карты Кохонена используются для решения задач визуализации и кластеризации данных и являются ИНС с обучением без учителя.

ИНС, использующие «глубокое обучение», применяются для распознавания слитной человеческой речи, автоматизированного перевода с одного языка на другой и решения задач распознавания объектов. «Глубокое обучение» подразумевает использование в процессе обучения ИНС огромных массивов исходных данных.

Компьютерная модель нейронной сети

Для аппроксимации функций используется трехслойная ИНС прямого распространения. На рис. 3 представлена схема однонаправленной трехслойной ИНС, в которой во входном распределительном слое содержится 20 нейронов, в скрытом слое – 20 нейронов и в выходном слое – один нейрон [4].

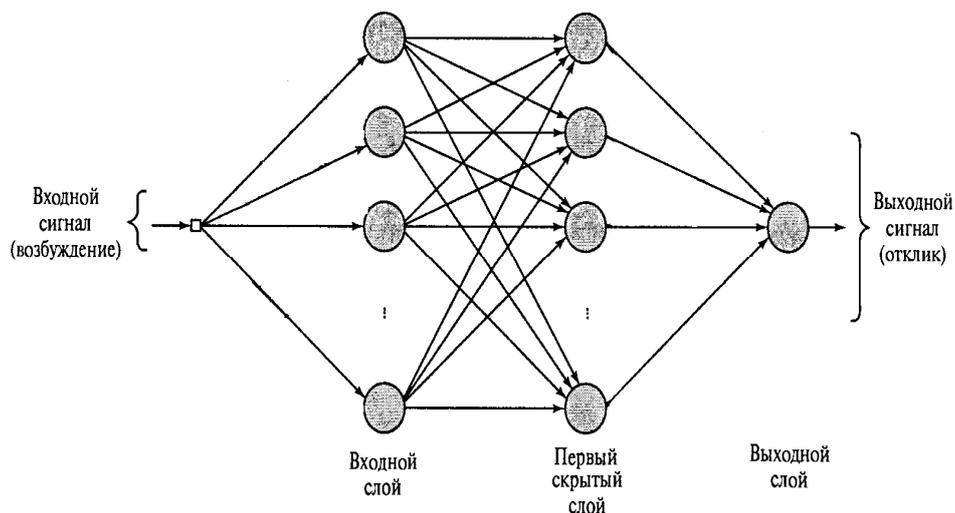


Рис. 3. Схема трехслойной ИНС

На каждом цикле обучения на вход ИНС последовательно подаются компоненты входного вектора обучающей выборки исходных данных. Затем получаемые выходные значения сравниваются со значениями выходного вектора данных. Далее вычисляется значение средней квадратичной ошибки и производится корректировка коэффициентов связи (синаптических весов) нейронов.

Интерфейс программы для ЭВМ, реализующей трехслойную ИНС [4], представлен на рис. 4.

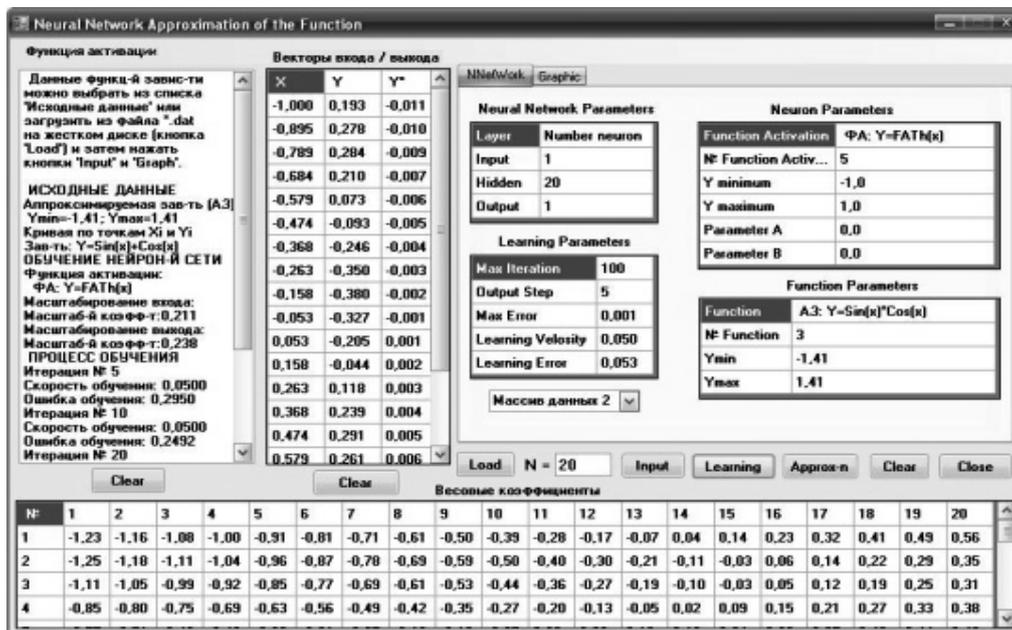


Рис. 4. Интерфейс программы, реализующей трехслойную ИНС

Распознавание изображений

Решение задачи распознавания изображений позволяет обнаруживать возгорания на ранней стадии и, таким образом, предупреждать развитие пожара путем анализа изображений в системах видеонаблюдения. Для решения такой задачи в работе [3] предлагается использование ИНС.

Классические нейронные сети не используются для распознавания изображений. Они обладают двумя существенными недостатками:

- для них слишком велика размерность вектора входных данных, что требует большого количества нейронов в промежуточных слоях;
- на обучение классической нейронной сети и на вычисление значений выходного вектора сети требуются большие затраты вычислительных ресурсов.

Сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks) лишены описанных выше недостатков. Они обладают особой архитектурой, при которой в них чередуются сверточные слои (C-layers) и субдискретизирующие слои (S-layers), а на выходе сети присутствуют полносвязные слои (F-layers) [10].

Такая ИНС прямого распространения с одним скрытым слоем, снабженная двумерными фильтрами (сверточные слои C-layers), может использоваться для распознавания изображений. Сверточные слои содержат матрицы коэффициентов (матрицы свертки). Элементы такой матрицы рассчитаны для каждого характерного размера изображения. Обработка изображения происходит в следующей последовательности. Сначала каждый фрагмент изображения поэлементно умножается на элементы матрицы свертки. Затем результат записывается в аналогичную позицию выходного изображения. Далее путем обработки выходного изображения определяется выходной сигнал сети [4].

В созданной КМ адаптивного распознавания изображений параметры ИНС настраивались применительно к каждому распознаваемому изображению путем расчета доли активных пикселей изображения. Это позволяло производить адаптивную настройку коэффициентов фильтрации в матрице свертки [4].

На рис. 5 представлен интерфейс программы адаптивного распознавания цветных изображений размером 50*50 пикселей, снабженной двумерными фильтрами (сверточные слои C-layers) [4].

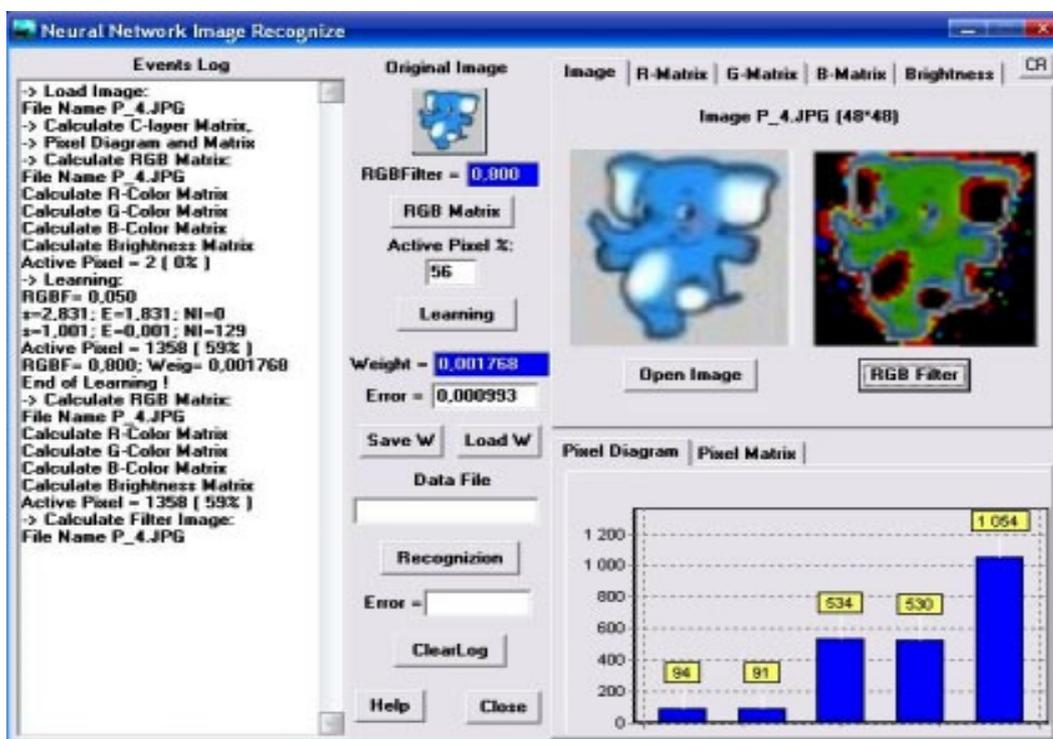


Рис. 5. Интерфейс программы распознавания изображений

Пример адаптивного фильтрации фрагмента цветного изображения представлен на рис. 6.

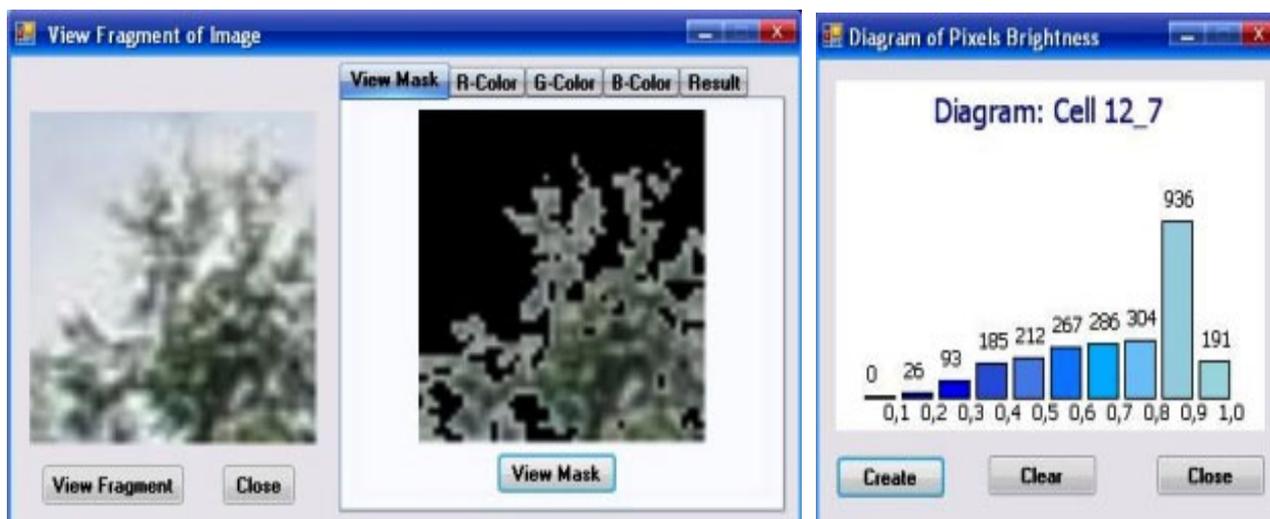


Рис. 6. Справа – диаграмма яркостей фрагмента изображения, в центре – отфильтрованный фрагмент, слева – увеличенный фрагмент изображения

Сверточная ИНС, используемая для распознавания цветного изображения размером 50*50 пикселей, способна адаптивно настраивать свои параметры с учетом особенностей топологии изображения.

Анализ наличия возгорания

Анализ изображений в системах видеонаблюдения с целью обнаружения возгорания может осуществляться в рамках двух подходов [3]:

- анализ формы детектируемых объектов – дыма и огня;
- анализ цвета огня, связанного с температурой пламени.

Для реализации первого подхода необходимо использовать ИНС с обучением, в которой обучающая выборка данных содержит данные, содержащие примеры форм огня и дыма.

Для реализации второго подхода необходимо учитывать, что каждому цвету пламени может быть поставлено в соответствие значение температуры пламени, как это представлено на рис. 7.

Цвет	Наименование	t° C
	Ослепительно белый	1250 - 1300
	Светло-желтый	1150 - 1250
	Темно-желтый	1050 - 1150
	Оранжевый	900 - 1050
	Светло-красный	830 - 900
	Светло-вишнево-красный	800 - 830
	Вишнево-красный	770 - 800
	Темно-вишнево-красный	730 - 800
	Темно-красный	650 - 730
	Коричнево-красный	580 - 650
	Темно-коричневый	530 - 580

Рис. 7. Цвет пламени и его температура

Вывод

Нейросетевой подход к когнитивному моделированию позволяет обнаруживать возгорания на ранней стадии и, таким образом, предупреждать развитие пожара путем разработки ИИС, которым присущи свойства искусственного интеллекта.

ИИС использует сверточную ИНС, параметры которой настраиваются применительно к каждому распознаваемому изображению путем расчета доли активных пикселей изображения. Это позволяет производить адаптивную настройку коэффициентов фильтрации в матрице свертки с учетом особенностей топологии изображения.

После необходимой доработки рассматриваемая ИИС может быть использована для обнаружения возгораний на ранней стадии.

Список источников

1. Максимов В.И., Качаев С.В. Когнитивные технологии поддержки управленческих решений. М.: Труды ИПУ, 2018. Вып. 1.
2. Димитриченко Д.П., Жилов Р.А. Применение нейросетевого подхода к задачам логической обработки данных при построении когнитивных карт // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2017. № 6-1 (80). С. 15–20.
3. Галиев Р.В., Гладкий С.Л. Методы интеллектуального обнаружения возгорания // Глобальные вызовы 21 века: сб. ст. науч.-практ. конф. Пермь: ПГУ, 2018.
4. Лабинский А.Ю. Перспективные направления компьютерного моделирования сложных процессов и систем: монография. СПб.: С.-Петербург. ун-т ГПС МЧС России, 2017.
5. Гасфилд Д. Информатика и вычислительная биология. СПб.: БХВ-Петербург, 2003.
6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: Вильямс, 2006.
7. Anderson C.H. The self-organizing map. Neural Computation. 2012. Vol. 5.
8. Barron A.R. Neural net approximation. IEEE Transaction on Information Theory. 2013. Vol. 49.
9. Vapnik V.N. A fuzzy neural network model. IEEE Transactions on Neural Networks. 2017. Vol. 3. № 5.
10. Петров С.П. Сверточная нейронная сеть для распознавания символов номерного знака автомобиля // Системный анализ в науке и образовании. 2021. № 3. С. 66–73.

Информация о статье: статья поступила в редакцию: 24.06.2024; принята к публикации: 19.07.2024

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: labynsci@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0001-2735-4189>, SPIN-код: 8338-4230