

Интерфейс учебно-познавательной системы и методы распознавания числовых образов на основе моделирования и визуализации работы искусственных нейронных сетей

С. А. Никольский, email: snik.98@mail.ru¹

ГУМРФ им. адм. С.О.Макарова

Аннотация. В работе рассматриваются способы построения и обучения искусственных нейронных сетей, применение искусственных нейронных сетей для распознавания образов, решения нейросетевой классификации и кластеризации с помощью нейронных сетей. Приведен пример реализации интерфейса учебно-познавательной системы и методы распознавания числовых образов на основе моделирования и визуализации работы искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, интерфейс, учебно-познавательная система, числовые образы, методы, распознавание, обучение, классификация, кластеризация, моделирование, визуализация.

Введение

Современные ИТ-технологии стремительно развиваются и информационные системы (ИС) все более становятся интеллектуальными, независимыми и способными к самообучению. Разработчики интеллектуальных систем уже в настоящее время решают различные научно-исследовательские и производственные задачи на основе интеллектуальных и эвристических моделей, [1] [2] [3] инновационных технологий и средств компьютерного зрения, используя автоматизированные методы управления различными естественными и искусственными системами (наука, образование, производство, промышленность, системы безопасности, транспорт, экономика, управление, принятие решений и др., [4] [5] [6] в том числе и на основе искусственных нейронных сетей. [7] [8] [9]

Искусственные интеллектуальные системы на основе нейронных сетей приобрели большую популярность благодаря своим широким возможностям решения различных задач в неоднородных, нелинейных и динамических средах. [10] Искусственный интеллект позволяет решать системные задачи с большим числом неопределенностей; адаптивно корректировать поставленные цели; формировать новые цели и комплексы целей, исходя из заложенных в систему установок (мотиваций); получать новые знания, накапливать опыт решения задач, модифицировать свое поведение (реакции на измененные ситуации) на основе полученных знаний и накопленного опыта, в том числе обучаться решению задач, не предусмотренных первоначальным проектом системы [11].

Искусственная нейронная сеть (ИНС) является вычислительной структурой, состоящей из множества типовых элементов - искусственных нейронов (artificial neuron), каждый из которых представляет собой упрощенную модель биологического нейрона. В зависимости от механизма обработки получаемых данных можно нейронной выделить целый ряд математических моделей нейронов. При использовании ИНС, как правило, рассматриваются две основных группы моделей нейронов, которые представляют классические и нечеткие сети. Каждая из моделей нейронов обладает рядом присущих ей свойств, однако имеются и общие черты, к которым можно отнести наличие входного и выходного сигналов, а также блока их обработки. Для решения конкретной задачи используются наиболее предпочтительных моделей нейронов. Например, модель нейрона МакКаллока-Питса, сигмоидальный нейрон и нейрон типа «адалайн» имеют схожие структуры и отличаются лишь видами функций активации (реакции трех нейрона на входящий сигнал) [12].

С точки зрения машинного обучения, искусственные нейронные сети являются частным случаем таких методов как распознавание образов, дискриминантный анализ и метод кластеризации. С математической точки зрения, процесс обучения искусственных нейронных сетей представляет собой способ решения нелинейных задач оптимизации, а кибернетика использует искусственную нейронную сеть для решения задач адаптивного управления, а также в качестве алгоритмов для робототехники. С точки зрения искусственного интеллекта, нейронные сети представляют собой основу философского течения коннекционизма и являются основополагающим направлением в структурном подходе по изучению возможности построения и проектирования искусственного интеллекта с использованием компьютерных алгоритмов. В программировании нейронная сеть является одним из способов решения проблемы эффективного параллелизма [13].

Программирование нейронной сети предполагает именно обучение сети, а не написание программного кода. Возможность обучения нейронной сети является одним из главных преимуществ перед традиционными алгоритмами [14]. Обучение искусственной нейронной сети заключается в поиске наилучшего набора весовых коэффициентов, предназначенных для максимизации точности предсказания.

Методы создания и обучения искусственных нейронных сетей

Наиболее значимым свойством нейронных сетей является возможность обучаться и, в результате обучения, повышать свою эффективность. Процесс обучения искусственной нейронной сети проходит через интерактивный процесс корректировки весовых коэффициентов и синаптических порогов. В идеальном случае нейронная сеть приобретает знания с каждой итерацией процесса обучения [15].

Существует множество видов деятельности, связанных с концепцией обучения, поэтому трудно дать этому процессу однозначное определение. С точки зрения нейронной сети, обучение является процессом, в

котором свободные параметры сети настраиваются путем моделирования среды, в которую эта сеть интегрирована. Необходимым атрибутом процесса обучения искусственной нейронной сети является многократное повторение и умение сразу оценить результат [16].

Процедура создания и обучения искусственной нейронной сети изображен на рисунке 1:

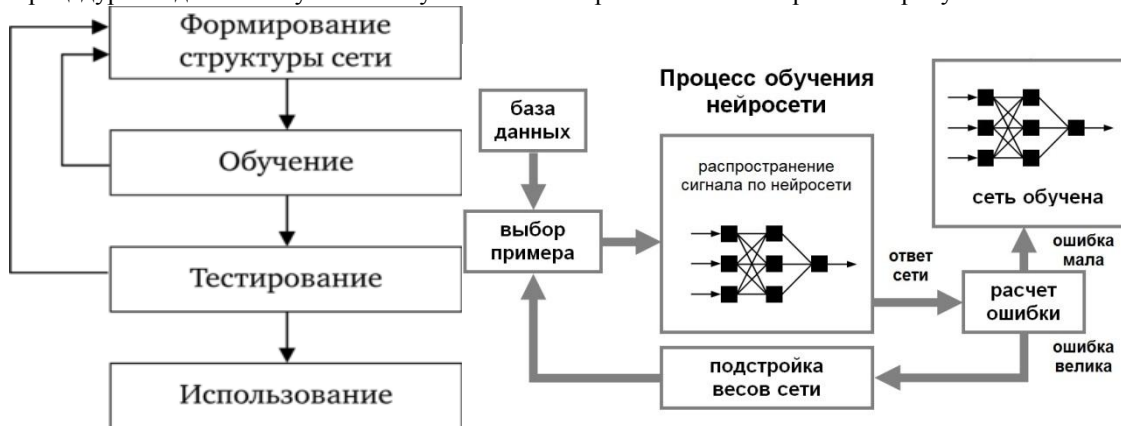


Рис. 1. Процесс создания и обучения искусственной нейронной сети

Определение структуры искусственной нейронной сети - отдельная задача, заключающаяся в выборе сетевой топологии и функций активации каждого нейрона. На первом этапе параметры нейронов задаются произвольно.

Обучение нейронной сети заключается в том, что тренировочные данные поступают на вход сети, то есть такие данные, для которых выход известен. Результат сравнивается с ожидаемыми данными и вычисляется значение ошибки. После этого параметры искусственной нейронной сети корректируются для минимизации функции ошибки. В случае, если удовлетворительная точность не может быть достигнута, необходимо изменить структуру нейронной сети и повторить обучение на наборе тренировочных данных [17]. После обучения сети, проводится тестирование, которое заключается в проверке точности на специальных тестовых данных.

Организация процесса обучения

Нейронная сеть, в принципе, способна приспосабливаться к любым данным, чтобы свести к минимуму общую квадратичную ошибку. Чтобы избежать этого, в процессе обучения искусственных нейронных сетей применяют различные методы управления сетью. Например, для этого обучающая выборка перед началом процесса обучения случайным образом делится на две подвыборки: обучающая выборка и тестовая. Обучающая выборка используется в процессе обучения, при этом весовые коэффициенты нейронов изменяются. Тестовая выборка используется в процессе обучения для проверки на ней суммарной квадратичной ошибки, в ходе этого изменение весовых коэффициентов не происходит.

В случае если нейронная сеть показывает улучшение в аппроксимации обучающей и тестовой выборок, то нейронная сеть обучается в правильном направлении. В противном случае ошибка в обучающей выборке может уменьшиться, но при этом увеличиться в тестовой выборке. Последнее означает, что сеть «переобучилась» и больше не может использоваться для прогнозирования или классификации. В этом случае весовые коэффициенты нейронов немного изменяются, чтобы вывести сеть из минимума локальной ошибки.

Распознавание образов

Распознавание образов — это научная область, которая связана с разработкой принципов и конструированием систем, предназначенных для определения принадлежности объекта к тому или иному классу объектов. Классы объектов могут быть предварительно выделены (задача классификации) или должны быть определены во время решения задачи (задача кластеризации). Под объектами в распознавании образов могут выступать различные объекты и явления, ситуации и процессы, сигналы и т.п. Помимо смысловых (семантических) различий, встроенных в концепцию изображения, они также различаются с точки зрения представления (синтаксис) [18]:

- в классических моделях изображение обычно описывается рядом признаков, каждый из которых характеризует определенное свойство объекта.
- в структурных моделях изображение является определенным утверждение, которое генерируется грамматикой, характеризующей класс.
- в задачах обработки текста роль изображения играет определенная символьная строка или шаблонное представление этой строки (например, регулярные выражения).

По существу, задачи распознавания образов являются дискретными аналогами задач нахождения оптимальных решений (дискретное программирование). К ним относится большой класс задач, в которых по неоднородной, неполной, нечеткой, искаженной и косвенной информации необходимо установить, имеют ли

исследуемые объекты, ситуации или явления фиксированный конечный набор свойств, позволяющий отнести их к определённому классу.

Еще одной важной областью применения теории распознавания образов является решение задач прогнозирования поведения объектов или развития ситуации. Задачи этого типа включают задачи медицинской и технической диагностики, геологического прогнозирования, прогнозирования свойств химических соединений, сплавов и новых материалов и т.д [8].

Задача распознавания образов также возникает в системах искусственного интеллекта. Например, понимание естественного языка, символьная обработка алгебраических выражений, экспертные системы. В общем, любую задачу можно считать задачей распознавания образов [3]. Основные типы задач распознавания образов представлены на рисунке 2:

Типы задач распознавания образов

Тип задачи	Примечания
Классификация	Отнесение предъявленного объекта (ситуации) по его формализованному описанию к одному из заданных классов
Кластеризация	Разбиение множества объектов (ситуаций) по их формализованным описаниям на систему непересекающихся подмножеств (классов)
Прогнозирование	Предсказание значений характеристик или поведения системы в будущем на основании предшествующих и текущих наблюдений
Аппроксимация функций	Поиск функции, наиболее близко соответствующей набору экспериментальных данных
Оптимизация	Поиск эффективного или оптимального решения целевой функции в условиях действия ограничений

Рис. 2. Основные типы распознавания образов

Наиболее эффективным и распространенным способом представления и решения вышеуказанных задач являются искусственные нейронные сети.

Основными отличительными чертами искусственных нейронных сетей от логических интеллектуальных информационных систем являются:

- искусственные нейронные сети похожи на структуру мозга. Логическая интеллектуальная информационная система использует абстрактные структуры (правила, фреймы, сценарии), которые не имеют аналогов в живой природе;

- чтобы решить проблемы в логической интеллектуальной информационной системе, необходимо заранее сформулировать весь набор закономерностей, описывающих предметную область. Искусственная нейронная сеть использует другой подход, который основан на концепции обучения на примере.

При построении искусственной нейронной сети нет необходимости заранее знать все закономерности исследуемой области, но требуется достаточное количество примеров для настройки разработанной системы, которая после обучения будет способна получать, с определенной степенью достоверности, требуемые результаты [19].

Интерфейс учебно-познавательной системы и методы распознавания числовых образов на основе моделирования и визуализации работы искусственных нейронных сетей

Классификация объектов является важной задачей в области компьютерного зрения. Классификация изображений относится к маркировке изображений в одной из нескольких предварительно определенных категорий. Классификация включает считывание изображений, предварительную обработку изображений, обнаружение объектов, сегментацию объектов, извлечение признаков и классификацию объектов [20]. [21]

В качестве учебного примера системы распознавания числовых образов была разработана программа на языке C++. Работа интерфейса системы визуализации работы нейронной сети начинается с загрузки «стартового» окна, представленного на рисунке 3.

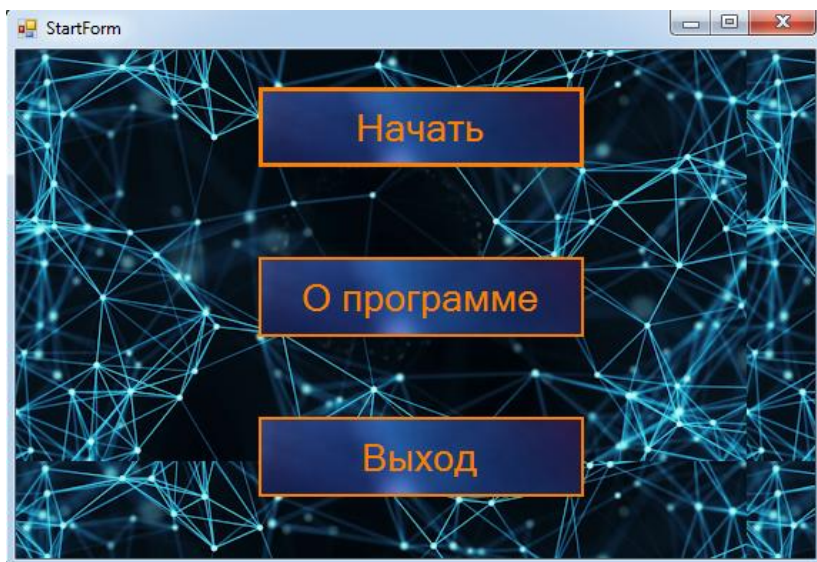


Рис. 3. Стартовое окно программы

Стартовое окно представляет собой 3 кнопки: “Начать”, “О программе” и “Выход”. При нажатии на кнопку “Начать”, Вы переходите к основному окну программы, изображенному на рисунке 4.

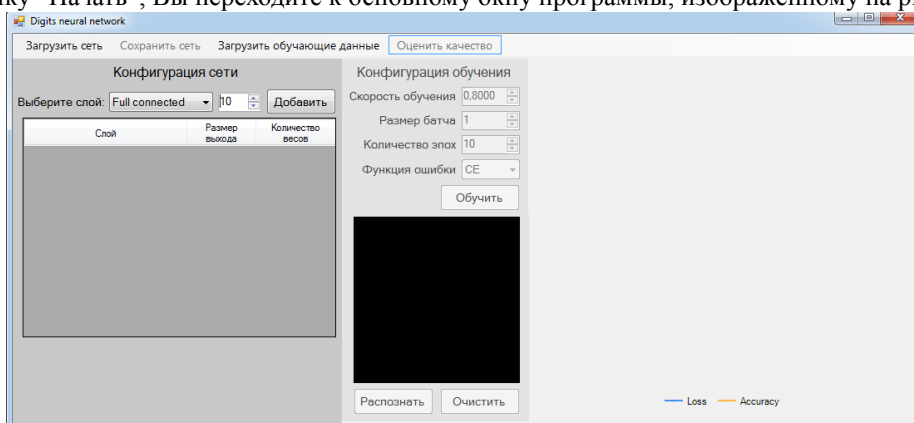


Рис. 4. Основное окно программы

В левом верхнем углу основного окна программы располагается главное меню программы. Главное меню предназначено для управления выполнением программы. Оно включает в себя следующие кнопки:

- “Загрузить сеть” – позволяет пользователю загрузить готовую, либо сохранённую ранее нейронную сеть;
- “Сохранить сеть” – позволяет пользователю сохранить созданную нейронную сеть;
- “Загрузить обучающие данные” – позволяет загрузить тренировочные данные из файла test.csv;
- “Оценить качество” – позволяет оценить качество нейронной сети, как до обучения, так и после него.

Основное окно программы состоит из трёх частей: конфигурация сети, конфигурация обучения и визуальная часть.

Конфигурация сети позволяет создавать нейронные сети. Для этого пользователю необходимо выбрать слой из предложенных и задать размер выхода, после чего нажать на кнопку “Добавить”. Созданный слой отобразится в таблице, которая находится ниже, где пользователю необходимо задать весовые коэффициенты для данного слоя. Конфигурация сети изображена на рисунке 5.

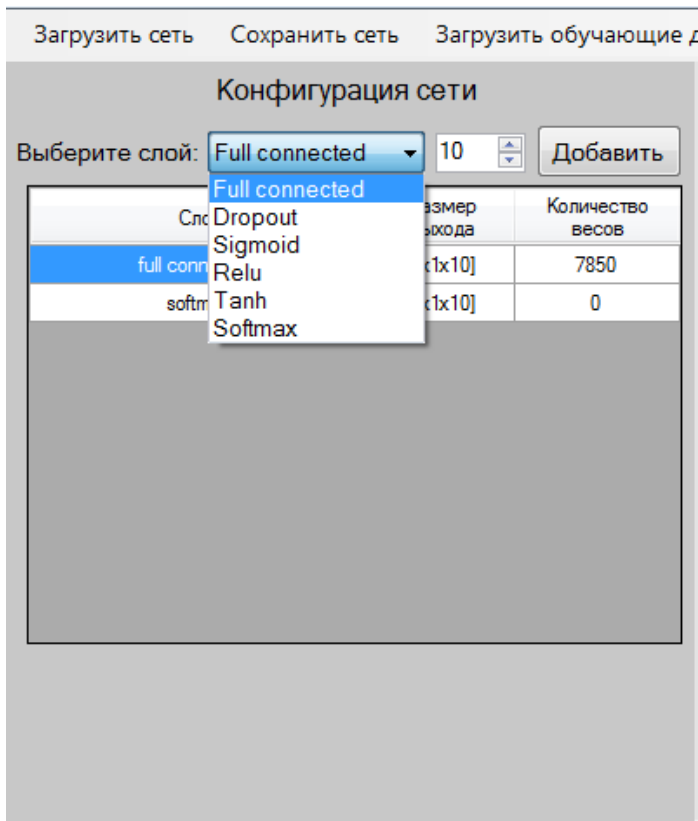


Рис. 5. Конфигурация сети

После добавления желаемых слоёв и определения их весовых коэффициентов, пользователь может оценить качество нейронной сети до обучения. Для этого необходимо нажать на кнопку “Оценить качество” в главном меню программы, которое располагается в верхнем левом углу.

Чтобы совершить обучение нейронной сети, пользователю сначала необходимо загрузить обучающие данные. Оценка качества до загрузки обучающих данных представлена на рисунке 6:

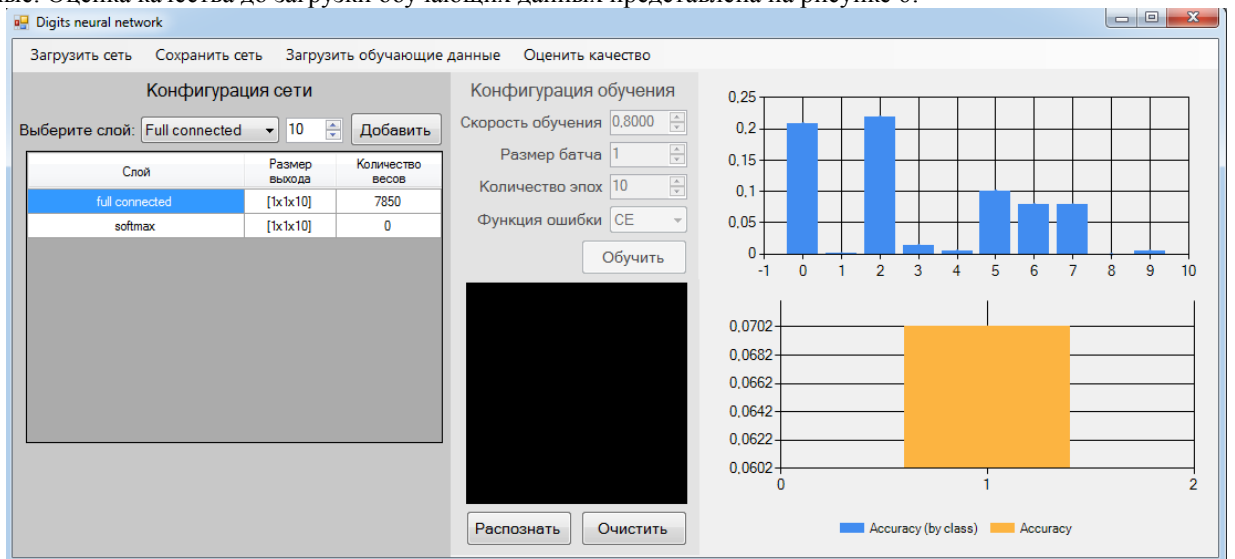


Рис. 6. Оценка качества до загрузки обучающих данных

На рисунке 6 верхний график является графиком точности для каждого из класса, а нижний график – график точности нейронной сети в целом.

Для загрузки обучающих данных пользователю необходимо нажать на кнопку “Загрузить обучающие данные”, которая находится в главном меню программы. После загрузки обучающих данных, выведется сообщение, представленное на рисунке 7.

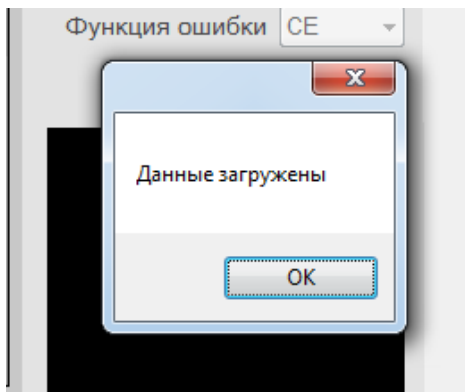


Рис. 7. Сообщение о загрузке обучающих данных

После загрузки обучающих данных пользователь переходит к обучению нейронной сети и работает с конфигурацией обучения, которая представлена на рисунке 8.

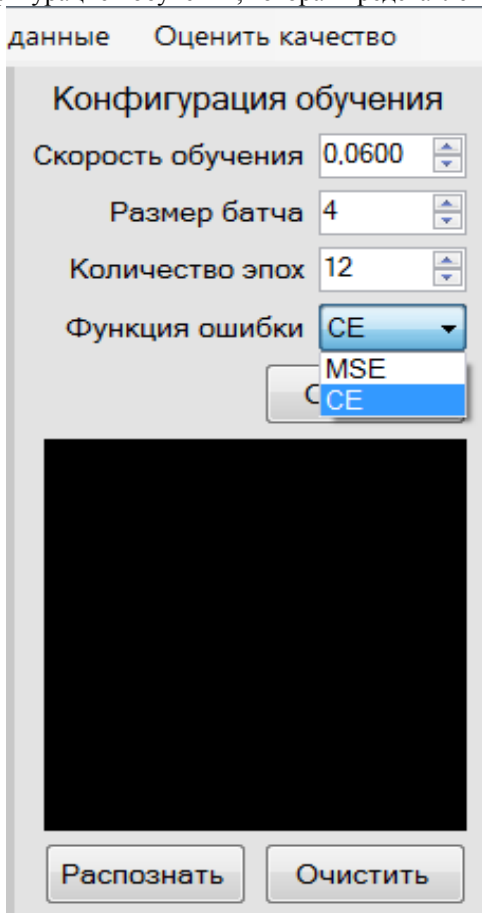


Рис. 8. Конфигурация обучения

Для обучения нейронной сети, пользователь определяет скорость обучения, размер батча (количество подвыборок, на которое разбивается выборка), количество эпох (сколько раз всему датасету необходимо пройти через нейронную сеть в прямом и обратном направлении) и функцию ошибки (MSE – среднеквадратичное отклонение или CE – перекрёстная энтропия). После задания необходимых параметров пользователю необходимо нажать на кнопку “Обучить”, после чего начинается процесс обучения нейронной сети. Начало обучения нейронной сети представлено на рисунке 9, а конец обучения представлен на рисунке 10.

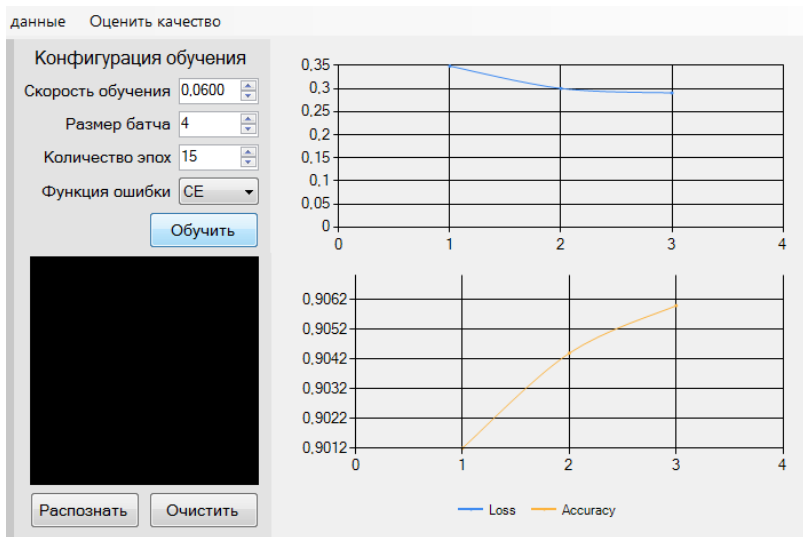


Рис. 9. Начало обучения нейронной сети

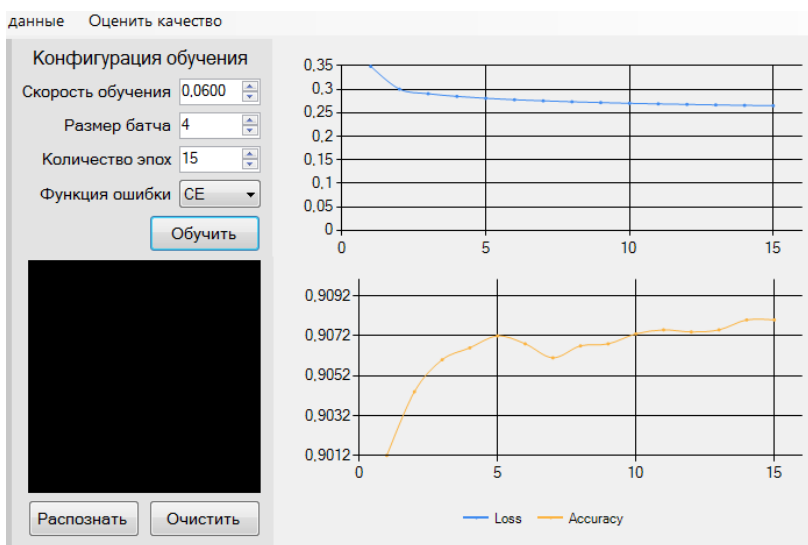


Рис. 10. Конец обучения нейронной сети

На рисунке 10 верхний график является графиком ошибки, а нижний график – графиком точности.

После завершения обучения нейронной сети, пользователь может оценить качество уже обученной нейронной сети. Для этого ему необходимо нажать на кнопку “Оценить качество” в главном меню программы. Оценка качества после обучения нейронной сети представлена на рисунке 11.

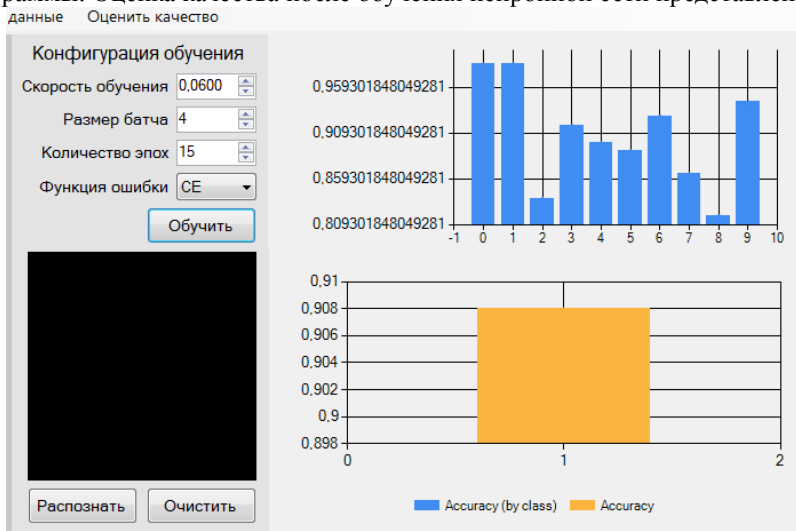


Рис. 11. Оценка качества после обучения нейронной сети

Обученная по данной методике нейронная сеть может с высокой точностью определить, к какому из классов относится нарисованная пользователем рукописная цифра. Для этого пользователю необходимо нарисовать цифру на чёрном поле в конфигурации обучения и нажать на кнопку “Распознать”, а для очистки поля использовать кнопку “Очистить”. Примеры распознавания цифр представлены на рисунках 11 и 12.

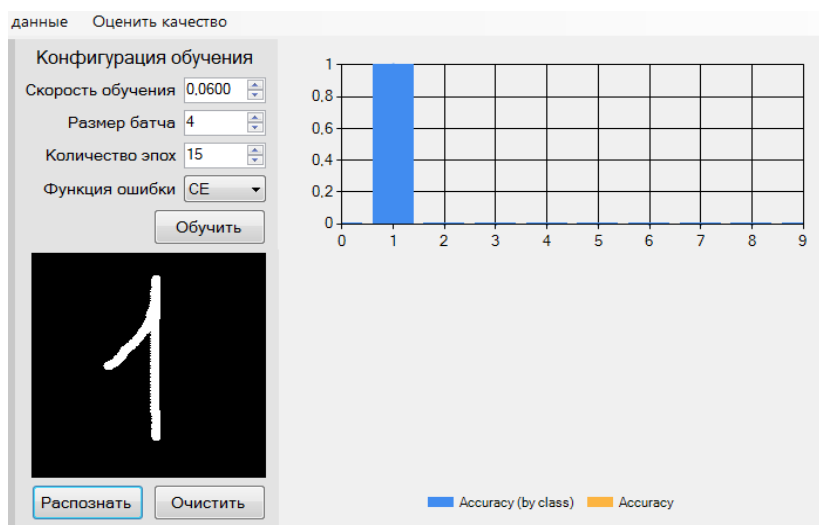


Рис. 12. Распознавание цифры 1

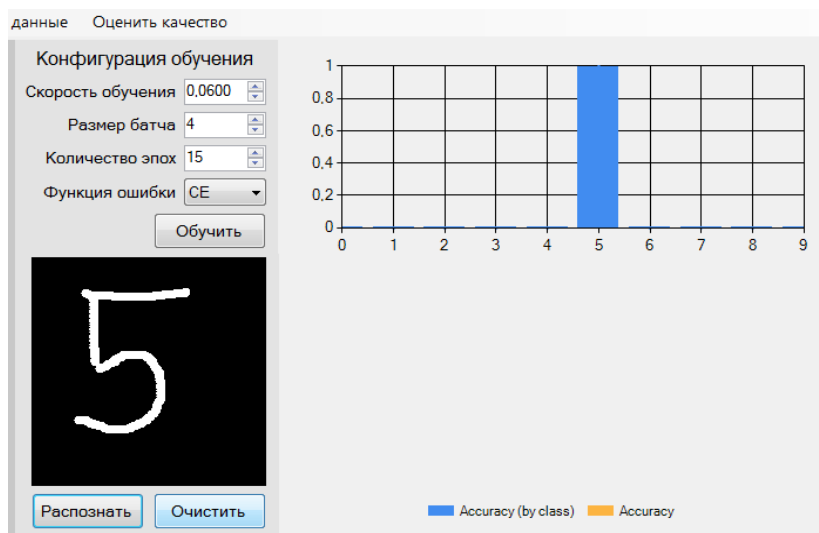


Рис. 13. Распознавание цифры 5

Для выхода из программы пользователю необходимо нажать на красный крестик в правом верхнем углу в основном окне программы. После этого он попадает на стартовое окно программы, где ему необходимо нажать на кнопку “Выход”.

Выводы

Искусственные нейронные сети в настоящее время являются важным разделом концепции современных методов моделирования и вычислений. ИНС как технологии решения практических задач уже преодолели сложные проблем своего становления и в настоящее время являются весьма перспективными для создания новых типов программного обеспечения, автоматизированных, робототехнических, интеллектуальных устройств, способных решать реальные задачи и проблемы, которые до сих пор были по силам только человеческому мозгу, ИНС могут также применяться в случаях, когда традиционные алгоритмические решения неэффективны или совершенно невозможны. [22] Планируется, что в ближайшем будущем инновационные и нелинейные технологии, в том числе на основе нейронных сетей будут использоваться в различных областях науки, образования и техники, так как они способствуют значительному росту эффективности труда способствуют снижению рисков, повышению безопасности труда и жизнедеятельности людей в условиях нелинейного развития и цифровизации общества. [23] [24] [25]

Искусственные нейронные сети имеют широкое применение не только для распознавания изображений, но и во многих других сферах. Нейронные сети способны к обучению, поэтому они могут быть оптимизированы для различных областей науки, техники и образования.

Рассмотренные направления применения ИНС ориентированы на учёт семантики решаемых задач, что, с одной стороны, позволяет сделать решение данных задач более структурированным и прозрачным для пользователя, с другой стороны, позволит вносить дополнительные корректировки в процесс обучения нейронной сети и решения задачи. Реализация учебно-познавательной системы, а также соответствующей интеллектуальной среды, позволит уменьшить порог вхождения новых разработчиков и обучаемых, например студентов в область решения задач с помощью ИНС. [26] Предоставляемые интеллектуальной средой возможности интроспекции ИНС и сохранения состояний ИНС во время обучения позволяют обеспечить более глубокий анализ их работы.

Использование учебно-познавательной системы и методов распознавания числовых образов на основе моделирования и визуализации работы искусственных нейронных сетей может быть полезно для начинающих разработчиков моделей ИС и ИНС, [27] а также для цифрового высокотехнологичного обучения [28] студентов вузов при изучении разделов информатики и информационных технологий, интеллектуальных информационных систем с использованием различных, в том числе при создании облачных сервисов и дистанционных технологий в период пандемии и перехода к ФГОС ВО 3+-. [29] [30] [31] Модуль учебно-познавательной системы может использоваться при подготовке и переподготовке преподавателей вузов и курсов повышения квалификации как преподавателей, так и начинающих разработчиков интеллектуальных систем. Учебно-познавательная система обеспечивает целевые функции обучения информатике и информационным технологиям в современных условиях, [32] а также позволяет моделировать визуализировать и изучать поведение социальных, учебно-образовательных, научно-исследовательских и промышленно-производственных процессов с учетом импортозамещения программного обеспечения. [33] [34]

Список литературы

1. Абрамян Г.В. Методы, формы и инструменты HIGH-HUME обучения в условиях цифрового HIGH-TECH образования / Г.В. Абрамян // В сборнике: Актуальные проблемы инфотелекоммуникаций в науке и образовании (АПИНО 2018) VII Международная научнотехническая и научно-методическая конференция. Санкт-Петербург, 2018. С. 434-439.
2. Федоров, К.П. Эвристические программные средства и их использование с целью развития информационно-коммуникационных компетенций учащихся школ лингвистического профиля / К.П. Федоров, Г.В. Абрамян // Региональная информатика "РИ-2014". 2014. С. 375.
3. Федоров, К.П. Эвристические методы и методики обучения информатике в школах с углубленным изучением иностранных языков / К.П. Федоров, Г.В. Абрамян // Региональная информатика "РИ-2012". СПб. 2012. С. 268-269.
4. Абрамян, Г.В. Многопользовательская информационная система обучения английскому языку с использованием алгоритмов и модулей искусственного интеллекта / Г.В. Абрамян, Т.И. Бугаева // В сборнике: Восемнадцатая всероссийская студенческая научно-практическая конференция Нижневартковского государственного университета Статьи докладов. ответственный редактор А.В. Коричко. 2016. С. 1375-1377.
5. Абрамян, Г.В. Методология формирования и реализации систем интеллектуальной поддержки принятия решения при управлении предприятиями сферы финансов, экономики и образования / Г.В. Абрамян, Г.Р. Катасонова // Перспективы и пути развития образования в России и в мире. Дагестанский ИПКПК. 2013. С. 14-21.
6. Катасонова, Г.Р. Современные подходы и информационные технологии моделирования управления образовательными процессами / Г.Р. Катасонова, Г.В. Абрамян // Региональная информатика "РИ-2012". 2012. С. 238-239.
7. Абрамян, Г.В. Методология и принципы преподавания цифровых инфотелекоммуникационных технологий на основе нейролингвистического программирования познавательной и учебной деятельности обучаемых / Г.В. Абрамян // Актуальные проблемы инфотелекоммуникаций в науке и образовании (АПИНО 2019) сборник научных статей VIII Международной научно-технической и научно-методической конференции : в 4 т.. Санкт-Петербург, 2019. С. 539-544.
8. Абрамян, Г.В. Методология и принципы преподавания информационной безопасности на основе нейролингвистического программирования познавательной и учебной деятельности обучаемых / Г.В. Абрамян // Региональная информатика и информационная безопасность Сборник трудов. Санкт-Петербург, 2019. С. 292-294.
9. Абрамян, Г.В. Методология и принципы преподавания информатики и информационных технологий на основе нейролингвистического программирования познавательной и учебной деятельности обучаемых / Г.В. Абрамян // Информатика: проблемы, методы, технологии. Материалы XX Международной научно-методической конференции. Под редакцией А.А. Зацаринного, Д.Н. Борисова. 2020. С. 1778-1783.
10. Абрамян, Г.В. Синергетический подход как основа развития информационно-коммуникационных технологий образования / Г.В. Абрамян // Информационно-коммуникационные технологии: современные особенности и тенденции развития. СПб ГУП. 2007. С. 4-6.
11. Крутлов, В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика: моногр. / В.В. Крутлов, В.В. Борисов. - М.: Горячая линия - Телеком; Издание 2-е, 2002. - 382 с.

12. Юнусова Лилия Рафиковна, Магсумова Алия Рафиковна Классификация искусственных нейронных сетей // Проблемы науки. 2019. №7 (43). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/klassifikatsiya-iskusstvennyh-neuronnyh-setey-1> (дата обращения: 15.01.2021).
13. Галушкин, А. И. Нейрокомпьютеры. Учебное пособие / А.И. Галушкин. - М.: Альянс, 2014. - 528 с.
14. Головкин Владимир Адамович, Голенков Владимир Васильевич, Ивашенко Валерьян Петрович, Таберко Валерий Васильевич, Шаток Дмитрий Сергеевич, Крощенко Александр Александрович, Ковалёв Михаил Владимирович Интеграция искусственных нейронных сетей с базами знаний // Онтология проектирования. 2018. №3 (29). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/integratsiya-iskusstvennyh-neuronnyh-setey-s-bazami-znaniy> (дата обращения: 15.01.2021).
15. Гелиг, А. Х. Введение в математическую теорию обучаемых распознающих систем и нейронных сетей. Учебное пособие: моногр. / А.Х. Гелиг, А.С. Матвеев. - М.: Издательство СПбГУ, 2014. - 224 с.
16. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. - М.: Горячая линия - Телеком, 2013. - 384 с.
17. Омату, Сигеру Нейроуправление и его приложения. Книга 2 / Сигеру Омату. - М.: Радиотехника, 2000. - 615 с.
18. Редько, В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект: Модели и концепции эволюционной кибернетики / В.Г. Редько. - Москва: СИНТЕГ, 2017. - 224 с.
19. Тархов, Д.А. Нейросетевые модели и алгоритмы. Справочник / Д.А. Тархов. - М.: Радиотехника, 2014. - 643 с.
20. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. - М.: Диалектика, 2019. - 1104 с.
21. Абрамян, Г.В. Таксономия, классификация и методология анализа целей обучения информатике и информационным технологиям в условиях глобализации образования / Г.В. Абрамян, Г.Р. Катасонова // Фундаментальные исследования. 2014. № 8-7. С. 1647-1652.
22. Воробьев, В.И. Об изучении современных технологий алгоритмизации и программирования в педагогическом вузе / В.И. Воробьев, Р.Р. Фокин, Г.В. Абрамян // Вестник СЗО РАО. 1998. № 3. С. 170-176.
23. Абрамян, Г.В. Инфотелекоммуникационные проблемы, риски и угрозы высокотехнологичных зон, научных парков и инкубаторов в науке и образовании стран БРИКС / Г.В. Абрамян // Актуальные проблемы инфотелекоммуникаций в науке и образовании. СПб., 2015. С. 663-667.
24. Абрамян, Г.В. Инновационные технологии нелинейного развития современного регионального образования и подготовки кадров в сфере информационной безопасности / Г.В. Абрамян // Информационная безопасность регионов России (ИБРР-2013). СПб. 2013. С. 232.
25. Абрамян, Г.В. Синергетический подход - основа развития ИКТ образования / Г.В. Абрамян // Региональная информатика-2008 материалы XI Санкт-Петербургской Международной конференции. 2008. С. 197.
26. Абрамян, Г.В. Информационные технологии и их техническая реализация / Г.В. Абрамян, Р.Р. Фокин, Б.Т. Мозгирев // ЛГОУ им. А.С. Пушкина. СПб., 2004.
27. Потапов, А.Р. Модель структуры информационной системы обработки численных данных для обучения школьников и студентов по теме "Системы счисления" / Потапов А.Р., Абрамян Г.В. // В сборнике: Информационно-телекоммуникационные системы и технологии Всероссийская научно-практическая конференция. 2015. С. 96.
28. Абрамян, Г.В. Методы, формы и инструменты HIGH-HUME обучения в условиях цифрового HIGH-TECH образования / Г.В. Абрамян // В сборнике: Информатика: проблемы, методология, технологии. Сборник материалов XIX международной научно-методической конференции. Под ред. Д.Н. Борисова. 2019. С. 1795-1798.
29. Абрамян, Г.В. Таксономия и методология определения целей обучения информационным технологиям в условиях цифровизации образования и перехода к ФГОС ВО 3++ / Г.В. Абрамян, Г.Р. Катасонова // Преподавание информационных технологий в Российской Федерации. Материалы Семнадцатой открытой Всероссийской конференции. Ответственный редактор А. В. Альминдеров. 2019. С. 144-147.
30. Абрамян, Г.В. Обучение с применением телекоммуникационных и информационных средств / Г.В. Абрамян, Р.Р. Фокин // ЛГОУ им. А.С. Пушкина. СПб., 2002.
31. Абрамян, Г.В. Современные телекоммуникационные и информационные средства обучения / Г.В. Абрамян, Р.Р. Фокин // ЛГОУ им. А.С. Пушкина. СПб., 2002.
32. Абрамян, Г.В. Методика анализа и таксономии целей обучения информатике и информационным технологиям в условиях интернационализации образования / Г.В. Абрамян // Информатика: проблемы, методология, технологии сборник материалов XVII международной научно-методической конференции. Воронежский государственный университет. 2017. С. 74-81.
33. Абрамян, Г.В. Новые информационные технологии в гуманитарной сфере / Г.В. Абрамян, Р.Р. Фокин // Санкт-Петербург, 2006.
34. Абрамян, Г.В. Модели развития учебно-образовательных, научно-исследовательских и промышленно-производственных ИТ-технологий, сервисов и процессов в России и странах ближнего зарубежья в условиях импортозамещения программного обеспечения / Г.В. Абрамян // Информатика:

проблемы, методология, технологии. Информатика в образовании материалы XVIII Международной школы-конференции. 2018. С. 363-368.