

УДК 378+517.9+004

DOI 10.25688/2072-9014.2021.55.1.02

**И. В. Левченко,
П. А. Меренкова,
А. А. Михайлюк**

Модуль «Распознавание образов интеллектуальными системами» в общеобразовательном курсе информатики

В статье предложен авторский вариант изложения учебного материала, изучаемого в рамках темы распознавания образов нейронными сетями.

Ключевые слова: методика обучения; общеобразовательный курс информатики; искусственный интеллект; распознавание образов; нейронные сети.

В данной статье описана методика преподавания модуля «Распознавание образов интеллектуальными системами», который необходимо рассматривать после модулей «Введение в искусственный интеллект», «Нисходящее моделирование интеллектуальной деятельности», «Восходящее моделирование интеллектуальной деятельности», «Машинное обучение систем искусственного интеллекта» [5; 6].

Сначала рассмотрим подход к реализации модуля «Распознавание образов интеллектуальными системами» [4]. При изложении содержания данного модуля необходимо опираться на сформированные знания и умения учащихся [3], их опыт работы с базовыми информационными технологиями, также необходимо систематически использовать технические средства и предлагать задания по поиску информации в сети Интернет [2].

В данном модуле предлагается рассмотреть три темы: *«Задачи и проблемы распознавания образов», «Распознавание образов на основе многослойного перцептрона», «Распознавание образов на основе сверточной нейронной сети»*.

Выделим предметные, метапредметные и личностные результаты обучения [1].

Предметные результаты обучения:

- иметь представление о возможностях и перспективах развития искусственного интеллекта в области распознавания образов;
- уметь приводить примеры решения различных задач с использованием систем искусственного интеллекта при распознавании образов;
- иметь представление о проблемах обучения интеллектуальных систем распознаванию образов;

- уметь разрабатывать некоторые программные средства по теме распознавания образов.

Метапредметные результаты обучения:

- формирование универсальных учебных действий (познавательных, регулятивных, коммуникативных), обобщенных способов информационной деятельности при использовании технологий искусственного интеллекта для распознавания образов;

- развить познавательные интересы, интеллектуальные и творческие способности при разработке программных средств по распознаванию образов;

- приобрести опыт использования средств по распознаванию образов в индивидуальной, групповой и коллективной учебно-познавательной деятельности.

Личностные результаты обучения:

- личностное и предпрофессиональное самоопределение через познавательную мотивацию к получению профессий, связанных с искусственным интеллектом, и через познавательный интерес — к достижениям в области распознавания образов;

- построение дальнейшей индивидуальной образовательной траектории через получение представления о перспективных направлениях развития технологий в области распознавания образов;

- осознание стратегической значимости развития технологий распознавания образов для государства, общества и своего будущего.

Базовыми понятиями для изучения модуля будут являться следующие: информация и ее виды, виды данных и их кодирование, объект и система, компьютерное моделирование, файл и файловая система, основные алгоритмические структуры и их запись на языке программирования, компьютерные сети, сервисы сети Интернет, искусственный интеллект и интеллектуальные системы, датасет, экспертная система, нейронная сеть, машинное обучение и его виды.

К *дидактическим элементам*, которые осваиваются при изучении модуля, относятся: объекты наблюдения, образы распознавания, идентификация объектов, класс, ранжирование объектов, процесс обучения распознаванию, отчет по запросу на поиск, вес параметра, проблемы распознавания образов, многослойный перцептрон, входной слой, скрытый слой, внешний слой, паттерн, распознавание образов по паттернам ручным методом, сверточные нейронные сети, сверточный слой, слой подвыборки, ядро свертки, свертка, семантическая карта паттернов.

Остановимся на рассмотрении методики преподавания темы **«Задачи и проблемы распознавания образов»**, которая является первой в модуле.

Цель: дать представление о процессе распознавания образов и возможности машинного обучения этому процессу систем искусственного интеллекта.

Контрольные вопросы:

1. Что понимается под объектами наблюдения?
2. Какие существуют образы распознавания интеллектуальными системами?
3. В чем сущность идентификации объектов наблюдения?
4. В каком случае объект принадлежит классу?
5. В чем заключается процесс обучения распознаванию образов?
6. Какие способности должна приобрести интеллектуальная система в результате обучения распознаванию образов?
7. Что является объектом обучения распознаванию образов?
8. Где хранятся значения параметров объектов наблюдения?
9. Как формируется отчет по запросу на поиск данных об объекте в датасете?
10. Какие задачи решают распознающие интеллектуальные системы?
11. Какие проблемы можно выделить в распознавании образов?

Вопросы для обсуждения:

1. Каким образом хранятся значения параметров различных объектов наблюдения? Приведите примеры.
2. Как влияет на результат распознавания образов степень характерности параметров для различных объектов? Приведите примеры.
3. Какие существуют пути решения проблем, возникающих при распознавании образов? Приведите примеры решения этих проблем при использовании различных методов и средств распознавания образов.

Методические рекомендации

Первое, важно обеспечить понимание учащимися того, что среди основных задач работы искусственного интеллекта имеется задача распознавания образов, поскольку такое распознавание весьма востребовано в самых различных областях деятельности человека. Подкрепление сказанного примерами позволит обозначить практическое значение и роль распознавания образов в современной жизни, а также поможет школьникам осознать необходимость освоения основ теории и практики искусственного интеллекта, связанную с темпами интеграции искусственного интеллекта в различные направления деятельности человека, которая уже в ближайшее время неизбежно потребует от специалистов любых профессий компетенций, связанных с искусственным интеллектом.

Второе, в ходе рассмотрения примеров необходимо прийти к тому, что в задачах распознавания образов анализируются объекты наблюдения — предметы, процессы и явления окружающего мира. Отметим, что общая задача распознавания образов заключается в нахождении объектов различной природы (изображений, символов, запахов, звуков и пр.).

Третье, обращаем внимание учащихся на то, что для распознавания образов применяются правила (методы), выполняя которые машина идентифицирует объекты наблюдения, их параметрами могут быть признаки — качественные значения и величины — количественные значения. В результате

процесса идентификации объекты, характеризующиеся определенным набором параметров, группируются в определенный класс. Класс — это группа, состоящая из объектов, обладающих общими параметрами, а идентификация — это определение того, к какому классу принадлежит объект.

Сравнивая классы кошек и собак, обратим внимание на то, что объекты одного класса отличаются друг от друга значениями параметров, что позволяет производить ранжирование — сортировку объектов определенного класса по одному из параметров. Предлагаем учащимся осуществить ранжирование кошек по размеру, весу, другим параметрам, а также назвать конкретные значения этих параметров.

Четвертое, начать изучение основ распознавания образов можно с описания учащимися процесса дрессировки животных и предпринимаемых при этом действий (например, многократной демонстрации ожидаемых манипуляций или воспроизведения звука). Такая аналогия позволяет судить о том, что процесс обучения распознаванию образов осуществляется путем, во-первых, предъявления системе отдельных объектов, с выделением определенных параметров и, во-вторых, указания принадлежности объектов определенному классу.

Пятое, совместно с учащимися выявим способности, которые должна приобрести интеллектуальная система в результате обучения распознаванию образов:

- уметь верно идентифицировать объекты и реагировать одинаковыми реакциями на все объекты одного класса;
- не идентифицировать объекты ошибочно и реагировать разными реакциями на все объекты различных классов.

Необходимо подчеркнуть, что круг объектов обучения не ограничивается картинками, а может содержать другие визуальные изображения (например, буквы), различные явления внешнего мира (например, звуки), состояния (например, организма при постановке медицинского диагноза) и другие объекты.

Обсуждаем с учащимися, что в процессе обучения интеллектуальной системы распознаванию какого-либо объекта необходимо, во-первых, получить об объекте определенную и упорядоченную информацию, во-вторых, занести полученную информацию в датасет в соответствии с выделенными параметрами. При этом каждому полю (столбцу датасета) соответствует параметр, а значениями поля являются значения параметра (данные).

Шестое, заметим, что результатом распознавания объектов является отчет по запросу на поиск информации об объекте в датасете в соответствии с определенными параметрами. Если в датасете есть запись (строка), в которой все значения заданных полей однозначно совпадают со значениями, заданными в поисковом запросе, то в отчет извлекается эта запись, иначе — не извлекается.

Учащиеся могут самостоятельно предположить, что в условиях недостаточности информации о параметрах искомого объекта, как и в ситуации, когда некоторые параметры считаются известными ошибочно, из датасета

происходит извлечение всех объектов, у которых хотя бы один параметр совпадает, и в отчете объекты ранжируются в порядке убывания количества совпавших параметров. Настройка рангов (приоритетов) объектов в ранжированном списке и весов (значимости) параметров для получения отчета по запросу на поиск и есть процесс обучения.

Седьмое, отмечаем, что получение отчета по строгим или нечетким запросам — это задача, с которой успешно справляются экспертные системы еще с конца XX века. Учащиеся могут привести известные им примеры, такие как машинное обучение экспертных систем, обеспечивающих работу спам-фильтров, поиск вирусов и вредоносных ссылок. Важно достигнуть понимания учащимися того, что для решения интеллектуальными системами задач по распознаванию образов необходимо пройти четыре этапа: найти отличительные черты объекта, сравнить их с содержимым датасетов, определить принадлежность объектов к классам и выдать оптимальный результат.

Восьмое, распознавание образов является сложной задачей формализации и моделирования окружающего мира, которую современные интеллектуальные системы частично решают, однако не бесппроблемно ввиду, например, технологической сложности процесса. Выделим проблемы обучения распознаванию образов, доступные для понимания учащимися в соответствии с их подготовкой.

Первая из них заключается в разработке информационной модели, позволяющей интеллектуальной системе уметь следующее: выделять параметры объектов наблюдения и формировать классы; обобщать образы конкретных объектов наблюдения и формировать обобщенные образы классов; рассчитывать веса параметров; определять степень сходства конкретных объектов с классами и ранжировать классы по степени сходства с конкретным объектом.

Вторая — это проблема наполнения разработанной информационной модели большим количеством объектов наблюдения (данными о них) и примеров обучения и регистрации машиной поступающих от образов сигналов.

Третья — это проблема выбора технической базы реализации интеллектуальной системы распознавания образов, так как работа такой системы даже с привлечением современных суперкомпьютеров может занимать несколько недель, что неприемлемо в быстро меняющихся условиях.

Школьникам необходимо осознать тесную взаимосвязь обозначенных проблем, решение которых заключается в оптимальном определении объекта наблюдения, его параметров, метода обучения распознаванию, а также подборе аппаратной базы.

Остановимся на рассмотрении методики преподавания темы *«Распознавание образов на основе многослойного перцептрона»*, которая является второй и центральной в модуле.

Цель: дать представление о функционировании многослойных нейронных сетей, возможности их использования для распознавания образов.

Контрольные вопросы:

1. Каковы были объекты распознавания первого нейрокомпьютера?
2. Какова структура многослойного персептрона?
3. От чего зависит количество нейронов входного и внешнего слоев многослойного персептрона?
4. Что такое паттерн? Как его выделяют?
5. Какие этапы можно выделить при распознавании образов по паттернам?
6. Каков процесс распознавания лиц людей по паттернам с использованием нейронных сетей?
7. Каковы области применения систем распознавания образов по паттернам?

Вопросы для обсуждения:

1. В связи с чем появилась возможность распознавания высококачественных растровых изображений? Какова может быть техническая и программная реализация интеллектуальной системы распознавания таких изображений?
2. От чего зависит количество нейронов входного, внешнего и скрытых слоев многослойного персептрона?
3. Какие существуют проблемы распознавания образов по паттернам? Приведите примеры.

Методические рекомендации

Первое, необходимо мотивировать учащихся на получение знаний о перспективных направлениях развития искусственного интеллекта. Вспоминаем, что первый нейрокомпьютер, созданный в середине XX века, мог распознавать цифры и разделять их на четные и нечетные, но только в специально заданных идеальных условиях. С большим количеством шумов, помех и не специально подготовленными изображениями он справиться не мог.

Второе, обращаем внимание учащихся, что цифровые технологии позволили создавать высококачественные растровые изображения, обсуждаем, что объектом наблюдения для растрового изображения являются пиксели, а параметром — цвет.

Для распознавания изображений предпочтительно использовать структурный подход к разработке информационной модели, в основу которой будет заложена сеть из персептронов, а для реализации может быть использован обычный компьютер или компьютерная сеть, в которых информационная модель интеллектуальной системы описана на языке программирования высокого уровня.

Обсуждаем структуру многослойного персептрона, сопровождая объяснение схемой его строения. Формируем ассоциативный ряд, упоминая о том, что с целью упорядочивания сигналов нейроны в такой сети связывают по группам или послойно, так персептрон становится многослойным. Важно отметить, что нейроны одного слоя не имеют соединения между собой, однако имеют связи с нейронами как предыдущего, так и следующего слоя (при их наличии). Кроме

того, сигналы в такой нейронной сети передаются только в одном направлении, а именно от входов первого слоя к выходам последнего слоя.

В ходе обсуждения вопроса о том, разнится ли количество нейронов входного уровня в различных ситуациях и от чего это зависит, приходим к выводу, что количество нейронов входного слоя может быть разным и зависит оно, например, в случае распознавания изображения, от количества входящих в него пикселей. Выявляем закономерность: чем больше разрешение изображения, тем больше необходимо нейронов входного слоя.

Например, при работе нейрокомпьютера на основе персептрона было необходимо распознать цифру, записанную человеком от руки на листе бумаги. Лист клали на специальную пластину с фотоэлементами — четыре горизонтальных ряда по три фотоэлемента, что соответствовало 12 нейронам входного слоя. Однако для повышения эффективности распознавания растровых изображений необходимо выделять большее количество пикселей, регистрируя цвет каждого из них. Для высококачественных изображений разрешение составляет 1920×1080 пикселей, что соответствует 2 073 600 нейронам входного слоя.

Третье, принцип построения следующих слоев многослойного персептрона пока неизвестен учащимся, однако они могут высказать свои предположения, базируясь на уже полученных знаниях о распознавании образов.

В ходе обсуждения можно прийти к выводу о том, что количество нейронов внешнего слоя зависит от количества классов, к которым надо отнести распознаваемые объекты наблюдения. Исходя из этого, можно сформулировать еще одну закономерность: чем больше выделено классов, а значит, чем больше различных объектов сеть может распознать, тем больше необходимо нейронов внешнего слоя.

Полученные выводы следует подкрепить понятными примерами: поскольку персептрон выдает (состояние 1) или не выдает (состояние 0) сигналы, то для распознавания, например, десятичных цифр необходимо во внешнем слое иметь 10 нейронов, а для букв русского алфавита — 33 нейрона. Важно, чтобы учащиеся понимали, что при этом база данных должна содержать правильные ответы и образцы распознаваемых образов.

В продолжение обсуждения стоит прийти к выводу, что количество скрытых слоев должно быть не менее одного и может быть увеличено с целью повышения качества работы сети. Минимальное количество нейронов на скрытых слоях рассчитывается в зависимости от количества нейронов входного и внешнего слоев.

Четвертое, возвращаясь к схеме персептрона, уточняем, что при достаточном количестве нейронов входного слоя, скрытых слоев нейронов и правильном обучении такой сети, многослойный персептрон может распознавать символ, записанный от руки, например цифру. В ходе обсуждения с учащимися возможностей распознавания многослойным персептроном животных по их изображению приходим к выводу, что распознавание неформализованных объектов является более сложной задачей.

Пятое, обозначив проблему распознавания неформализованных объектов, предлагаем задуматься о необходимости определения особых параметров, состоящих из других параметров, — паттернов.

Учащиеся могут сами предположить, что является паттерном для растрового изображения. Уточняем, что для растрового изображения паттернами являются группы пикселей, которые выделяют как элементы изображения. Так, на фотографии кота одна группа пикселей, расположенная определенным образом, образует ухо, другая — нос, и т. д. Выделять паттерны на изображении человек может вручную — такой способ создания информационной модели интеллектуальной системы распознавания образов получил название «распознавание образов по паттернам ручным методом».

Необходимо обратить внимание учащихся на последовательность распознавания изображения по паттернам ручным методом:

1. Исходное изображение обрабатывают специальным образом, убирая лишние элементы, не являющиеся существенными для объекта наблюдения.
2. Далее в ручном режиме выделяют паттерны.
3. На основе выделенных паттернов строят нейронную сеть таким образом, чтобы на входном слое отслеживалось наличие или отсутствие паттерна.
4. В зависимости от того, сколько паттернов совпало с тем или иным образцом, нейросеть выдает отчет.

Шестое, в диалоге с учащимися выявляем три проблемы такой модели распознавания образов.

Во-первых, это проблема нахождения паттернов анализируемого изображения. Так, если кот на фотографии прижал уши или отвернулся, то нейросеть не найдет искомые паттерны у объекта наблюдения и не сможет идентифицировать его.

Во-вторых, при распознавании некоторых объектов наблюдения достаточно сложно отобрать параметры объектов, а соответственно, и обозначить паттерны. Важно осознание учащимися необходимости определенной подготовки в предметной области функционирования нейронной сети для выделения параметров объектов наблюдения и формирования классов. Так, обывателю сложно выделить даже 10 характерных отличий классов котов и собак, еще сложнее описать отличия котов разной породы.

В-третьих, до сих пор полностью не изучена работа мозга человека по распознаванию образов. В процессе распознавания какого-либо образа человек оценивает объект по совокупности большого количества разных свойств, о которых сам даже не задумывается, а значит, и не может объяснить этот процесс машине.

Седьмое, обозначим области применения автоматических систем распознавания образов по паттернам. Например, распознавание растровых изображений по паттернам применяется при распознавании лиц людей на фотографиях. Для этого необходимо найти изображение лица человека, нормализовать его,

центрировать и запустить на обработку в нейронную сеть, которая на выходе даст набор параметров, однозначно описывающих особенности распознаваемого лица. Затем этот набор параметров можно сравнить со всеми параметрами, которые хранятся в датасете, и найти соответствие с параметрами конкретного человека.

Обсуждаем с учащимися, что использование таких автоматических систем распознавания лиц правоохранительными органами позволяет ускорить обнаружение и поимку преступников, также подобные технологии используют для доступа к смартфону, умному дому, машине, персональным данным.

Остановимся на рассмотрении методики преподавания темы *«Распознавание образов на основе сверточной нейронной сети»*, которая является третьей и завершающей в модуле.

Цель: закрепить знание функционирования многослойной нейронной сети и дать представление о возможностях сверточной нейронной сети.

Контрольные вопросы:

1. В чем отличие в распознавании образов по паттернам ручным методом и методом свертки?

2. В чем состоит сущность метода свертки?

3. Что является базовыми линиями изображений? Каким образом выбираются базовые линии изображения и настраиваются для них веса межнейронных связей?

4. Из чего состоит ядро свертки?

5. Какие виды слоев формируются в сверточной нейросети?

6. До каких пор будет повторяться процесс формирования паттернов в сверточной нейросети?

7. Каков состав семантической карты паттернов? Каким образом заполняется семантическая карта паттернов данными объектов наблюдения?

8. В каком виде выдается результат распознавания образов сверточной нейросетью?

9. Какая имеется основная проблема при использовании сверточных нейросетей?

10. Какие задачи выполняют сверточные нейросети?

Вопросы для обсуждения:

1. Почему сверточную нейронную сеть можно отнести к технологии глубокого обучения нейросети? Приведите примеры использования метода глубокого обучения в различных нейросетях.

2. В чем сущность каждого из этапов распознавания образов сверточной нейронной сетью? Раскройте эти этапы на конкретных примерах.

3. В чем состоит прикладное применение сверточных нейросетей в распознавании образов при автоматизации различных процессов?

4. Каковы возможности и ограничения в использовании сверточных нейросетей?

Методические рекомендации

Первое, вспоминаем с учащимися, что при распознавании образов по паттернам ручным методом человеку приходится самому выделять части изображения. Для автоматизации такого процесса используется сверточная нейросеть, которая самостоятельно ищет паттерны, формируя их из графических примитивов (горизонтальных, вертикальных и диагональных линий), называемых базовыми линиями (или базовыми элементами). Метод модификации изображения, позволяющий автоматически вычислять новое значение пикселя в паттерне на основе учета значений окружающих его пикселей, называется сверткой, что отражено в названии нейросети.

Второе, уточняем, что сверточная нейронная сеть является развитием идеи распознавания образов по паттернам с применением многослойного персептрона и относится к технологии глубокого обучения нейросети.

Третье, обращаем внимание учащихся, что сверточные нейросети являются одним из наиболее эффективных инструментов работы с изображениями и применяются они для поиска объектов на фото и видео, распознавания лиц, переноса стиля и улучшения качества фотографий. Эти и другие примеры позволят дополнить понимание учащимися практической значимости систем распознавания образов и их возможностей в современном мире.

Четвертое, на основе обсуждения выделяем этапы распознавания изображений сверточной нейросетью. Так, на первом этапе изображение делится на блоки, в каждом из которых выбирается доминирующая базовая линия. Сверточная сеть самостоятельно настраивает веса межнейронных связей для базовых линий. Весовые коэффициенты доминирующих базовых линий хранятся в специальной таблице, называемой ядром свертки.

На втором этапе изображение опять делится на блоки и на основании ядра свертки вычисляются весовые коэффициенты для каждого блока. Затем в каждом из этих блоков вновь ищется доминирующая базовая линия и формируется новое ядро свертки для следующего слоя, разделяемого на блоки.

Из выделенных блоков формируются слои, состоящие из нейронов сети. Важно отметить, что сверточные нейросети состоят из двух видов слоев — сверточных и подвыборки. Сверточные слои включают в себя паттерн и ядро свертки (для каждого блока отдельно), где содержатся результаты обработки предыдущего слоя. Слои подвыборки осуществляют формирование новых паттернов для следующего сверточного слоя.

Таким образом происходит настройка веса межнейронных связей каждого блока, учитывающая значения окружающих его блоков и блоков, которые он содержит. Для хранения и вычисления весовых коэффициентов используется ядро свертки.

Совместно с учащимися необходимо сделать вывод, что процесс формирования паттернов можно повторять до тех пор, пока не будет достигнута необходимая для распознавания изображения детализация. Затем надо

отметить, что получившиеся паттерны и их весовые коэффициенты формируются в семантическую карту паттернов. Важно понимать, что при многократном повторении первого и второго этапов распознавания изображения сверточной нейросетью размер каждого нового блока получается меньше предыдущего, то есть сеть как бы сворачивает (свертывает) изображение, анализируя его не сразу целиком, а поэтапно, по частям.

На третьем этапе происходит наполнение сверточной нейросети статистическими данными по результатам анализа параметров большого количества объектов наблюдения одного класса.

На основании полученных данных сверточная нейросеть автоматически расставляет бóльшие весовые коэффициенты в семантической карте паттернов наиболее частым сочетаниям базовых линий. При этом какой-нибудь паттерн обязательно будет иметь наиболее высокие весовые коэффициенты.

Завершая рассмотрение этапов распознавания изображений сверточной нейросетью, обращаем внимание учащихся, что на выходе сверточной нейронной сети находится однослойный перцептрон, который определяет, какие сочетания нейронов активизировались, а затем выдает отчет, какому классу они больше характерны (например, кошке или собаке).

Пятое, с помощью наводящих вопросов помогаем учащимся определить основную проблему использования сверточной нейросети — большое количество варьируемых ее параметров (количество слоев, размер ядра свертки для каждого из слоев, количество нейронов для каждого из слоев, другие параметры), затрудняющее определение настроек и требующее больших вычислительных мощностей системы.

Шестое, необходимо подчеркнуть, что несмотря на то что сверточная нейронная сеть распознает объекты лучше, чем мозг живого организма (о чем свидетельствует эксперимент 2014 года, в котором сравнивались результаты работы нейросетей Мэттью Зиллера и AlexNet по распознаванию образов с откликом разных зон мозга макаки), современные системы искусственного интеллекта не способны создавать принципиально новые знания и работать вне рамок своей задачи.

В результате изучения модуля становится понятно, что распознавание образов является одной из основных задач в работе искусственного интеллекта. Обращаем внимание учащихся на то, что возможность распознавания образов системами искусственного интеллекта имеют высокую практическую значимость в различных областях деятельности человека, поэтому очень важно научиться рационально и целенаправленно использовать умение систем искусственного интеллекта распознавать различные ситуации в окружающем мире.

Литература

1. Григорьев С. Г., Гриншкун В. В., Левченко И. В., Заславская О. Ю. Реализация развивающего потенциала обучения информатике в условиях внедрения государственных образовательных стандартов второго поколения // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия «Информатизация образования». 2010. № 1. С. 13–26.
2. Карташова Л. И., Левченко И. В. Методика обучения информационным технологиям учащихся основной школы в условиях фундаментализации образования // Вестник Московского городского педагогического университета. Серия «Информатика и информатизация образования». 2014. № 2 (28). С. 25–33.
3. Левченко И. В. Формирование инвариантного содержания школьного курса информатики как элемента фундаментальной методической подготовки учителей информатики // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия «Информатизация образования». 2009. № 3. С. 61–64.
4. Левченко И. В. Основные подходы к обучению элементам искусственного интеллекта в школьном курсе информатики // Информатика и образование. 2019. № 6. С. 7–15.
5. Левченко И. В., Левченко И. В., Садыкова А. Р., Абушкин Д. Б., Михайлюк А. А., Павлова А. Е., Тамошина Н. Д. Элективный курс «Основы искусственного интеллекта»: учеб. пособие М.: Образование и Информатика, 2019. 96 с.
6. Левченко И. В., Левченко Е. С., Михайлюк А. А. Практические работы элективного курса «Основы искусственного интеллекта». М.: Образование и Информатика, 2019. 64 с.

Literatura

1. Grigor`ev S. G., Grinshkun V. V., Levchenko I. V., Zaslavskaya O. Yu. Realizaciya razvivayushhego potenciala obucheniya informatike v usloviyax vnedreniya gosudarstvenny`x obrazovatel`ny`x standartov vtorogo pokoleniya // Vestnik Rossijskogo universiteta druzhby` narodov. Seriya «Informatizaciya obrazovaniya». 2010. № 1. S. 13–26.
2. Kartashova L. I., Levchenko I. V. Metodika obucheniya informacionny`m texnologiyam uchashhixsya osnovnoj shkoly` v usloviyax fundamentalizacii obrazovaniya // Vestnik Moskovskogo gorodskogo pedagogicheskogo universiteta. Seriya «Informatika i informatizaciya obrazovaniya». 2014. № 2 (28). S. 25–33.
3. Levchenko I. V. Formirovanie invariantnogo sodержaniya shkol`nogo kursa informatiki kak e`lementa fundamental`noj metodicheskoy podgotovki uchitelej informatiki // Vestnik Rossijskogo universiteta druzhby` narodov. Seriya «Informatizaciya obrazovaniya». 2009. № 3. S. 61–64.
4. Levchenko I. V. Osnovny`e podxody` k obucheniyu e`lementam iskusstvennogo intellekta v shkol`nom kurse informatiki // Informatika i obrazovanie. 2019. № 6. S. 7–15.
5. Levchenko I. V., Levchenko I. V., Sady`kova A. R., Abushkin D. B., Mixajlyuk A. A., Pavlova A. E., Tamoshina N. D. E`lektivny`j kurs «Osnovy` iskusstvennogo intellekta»: ucheb. posobie M.: Obrazovanie i Informatika, 2019. 96 s.
6. Levchenko I. V., Levchenko E. S., Mixajlyuk A. A. Prakticheskie raboty e`lektivnogo kursa «Osnovy` iskusstvennogo intellekta». M.: Obrazovanie i Informatika, 2019. 64 s.

**I. V. Levchenko,
P. A. Merenkova,
A. A. Mikhailyuk**

**Module «Intelligent Pattern Recognition»
in the General Education Course of Informatics**

The article suggests a certain sequence of presentation of educational material when considering the possibility of pattern recognition by neural networks.

Keywords: methodic of teaching; general education course of informatics; artificial intelligence; pattern recognition.