

УДК 004.93'1

doi: 10.17586/2226-1494-2019-19-4-704-713

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ В ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМАХ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Е.А. Еремеев

СПб ГАУ ЦЗН, Санкт-Петербург, 190000, Российская Федерация
Адрес для переписки: egor.eremeev@gmail.com

Информация о статье

Поступила в редакцию 02.09.18, принята к печати 30.05.19
Язык статьи — русский

Ссылка для цитирования: Еремеев Е.А. Распознавание образов в экспертных системах принятия решений // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2019. Т. 19. № 4. С. 704–713. doi: 10.17586/2226-1494-2019-19-4-704-713

Аннотация

Представлен обзор методов распознавания образов в различного рода экспертных системах принятия решений. В контексте этой проблемы исследованы методы распознавания визуальных образов. Значимость предлагаемого исследования состоит в том, что практически во всех сферах жизнедеятельности и производства компьютер обрабатывает огромные массивы информации с большой скоростью, используя определенные алгоритмы, однако люди в любом случае должны участвовать в принятии решений. Распознавание образов в различных процессах позволяет достичь максимального производственного результата. Показано, что внедрение нейронных сетей в производственные процессы позволяет максимально оптимизировать производство. Учитывая то, что для искусственного интеллекта основной задачей является построение определенных информационных систем, обладающих эффективным уровнем решений различного рода нестандартных задач, нейронные сети предоставляют возможность распознавания образов в различных системах принятия решений. Предметом исследования являются методы распознавания образов в системах принятия решений. Продемонстрирована возможность распознавания образов в подобных системах. Показано, что разнообразие и сложность задач распознавания не дают возможности реализовать один универсальный подход к решению. Предложена модифицированная классификация подходов к распознаванию образов, а также внедрение нейронных сетей в производственный процесс в Публичное акционерное общество «Камаз».

Ключевые слова

нейронные сети, методы распознавания, экспертные решения, производственный процесс, образ

Благодарности

Персональная благодарность профессору Борису Степановичу Падуну.

doi: 10.17586/2226-1494-2019-19-4-704-713

PATTERN RECOGNITION IN EXPERT DECISION-MAKING SYSTEMS

E.A. Ereemeev

Saint Petersburg Employment Center, Saint Petersburg, 190000, Russian Federation
Corresponding author: egor.eremeev@gmail.com

Article info

Received 02.09.18, accepted 30.05.19
Article in Russian

For citation: Ereemeev E.A. Pattern recognition in expert decision-making systems. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2019, vol. 19, no. 4, pp. 704–713 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2019-19-4-704-713

Abstract

The paper presents a review of pattern recognition methods in various expert decision-making systems. In particular, the methods of visual images recognition are studied. The relevance of the proposed study is that in almost all spheres of life and production computer processes huge amounts of information at high speed, using certain algorithms, but people should anyway participate in decision-making. Pattern recognition in various processes gives the possibility to achieve maximum production results. Implementation of neural networks into production processes provides for maximum production optimization. The main task for artificial intelligence is to create certain information systems with an effective level of solutions for various non-standard tasks. Considering that, neural networks make it possible to recognize images in different decision-making systems. The subject of research is a review of pattern recognition methods in expert decision-making systems. The ability of pattern recognition in the considered systems is shown. It is demonstrated that the variety and complexity of recognition tasks do not provide

implementation of one universal approach to the solution. The paper proposes modified classification of pattern recognition methods and implementation of neural networks into production process of Kamaz Public Company.

Keywords

neural networks, recognition methods, expert solutions, production process, image

Acknowledgements

The author expresses personal gratitude to Professor Boris S. Padun.

Введение

Как известно, информационные технологии и системы, которые широко используются в настоящее время, могут включать в себя огромное количество различного рода процедур и этапов, которые моделируют или поддерживают непосредственно процесс анализа определенного массива данных. Примером таких процедур может служить определенная классификация количественных данных по некоторым критериям, которые задаются непосредственно пользователем.

Считается, что способности мозга человека поразительны. Это ведет к тому, что в настоящее время широко и всемирно ведутся работы по развитию искусственного интеллекта. Стоит отметить, что уже в настоящее время существуют исследования, которые направлены на объединение генной инженерии и компьютерных технологий. В основе этих исследований лежит создание так называемых «протезов мозга». Данные протезы представляют собой соединение живых нейронов мозга, а также микросхем, созданных на основе кремниевых кристаллов [1].

2001 г. был знаменателен тем, что впервые нейроны улитки были встроены в микросхему. В результате этого эксперимента было отмечено, что нервные клетки были связаны не только между собой, но и непосредственно с микросхемой [2].

Уже в 2005 г. в университете, который находится в г. Падуа, были приклеены отростки нейронов к нейрочипу. В результате данной процедуры произошел обмен электрическими импульсами органической и кремниевой подсистем [3].

Приведенные открытия говорят о том, что работы по исследованию нейронных сетей развиваются интенсивными темпами в направлении понимания механизмов не только функционирования мозга, но и создания искусственного интеллекта. Примером открытий в данной области может служить открытие Ю. Такено, который встроил в компьютер робота искусственные нервные клетки, в результате чего робот уже мог идентифицировать самого себя в зеркале [4].

Проектирование любой информационной системы требует от эксперта знаний методов, алгоритмов, а также основных принципов проектирования различного рода информационных систем. Подобные методы и алгоритмы непосредственно будут обеспечивать процесс проектирования. Знание всех рабочих характеристик и возможностей применения для анализа различного рода процессов также необходимы [5].

Целью написания данной статьи является обзор методов распознавания образов в экспертных системах принятия решений, а также исследование возможности внедрения нейронной сети в производственный процесс на примерековки и горячей штамповки.

Основные аспекты теории распознавания образов

Если говорить об истории возникновения методологии принятия решений, то можно отметить, что данное направление возникло несколько сотен лет назад. Следовательно, сама методология возникла значительно раньше первых компьютерных технологий и систем [6].

Одними из первых методов, использующихся в качестве рассматриваемых методов, разрабатывались специалистами в своей сфере с целью анализа определенных электронных систем. Однако в дальнейшем наблюдались значительный рост и развитие исследований в информационных технологиях и вычислительной технике. В результате этого роста понятие «образ» значительно изменилось. Стоит отметить, что теория распознавания образов в настоящее время развивается значительными темпами.

Довольно сложно определить некий спектр задач, относящийся непосредственно к теории распознавания образов. Аналогично и сложно дать строгое понятие самого предмета изучения для теории распознавания образов. В теории принятия решений под понятием «образ» подразумевается совокупность не только представлений, но и ощущений и своего рода умозаключений. Данное определение показывает, что распознавание образов является своего рода человеческой деятельностью [7].

Таким образом, можно прийти к выводу, что задачи распознавания мозга относятся непосредственно к проблематике искусственного интеллекта в разрезе компьютерных дисциплин.

В кибернетике и прикладной математике в качестве образа можно рассматривать определенный информационный процесс, либо совокупность определенных параметров.

На примере производственного процессаковки и горячей штамповки можно рассматривать конечную деталь. И основной целью распознавания образов в данном случае является ответ на вопрос, относится ли

данная деталь к разряду «качественных», т. е. таковых, которые не имеют значительных деформаций или отклонений от эталонного образца [8].

Если подытожить вышесказанное, то под понятием «образ» мы можем понимать совокупность характеристик рассматриваемого объекта (конечная деталь на участкековки и горячей штамповки ПАО «Камаз» — Публичное акционерное общество «Камаз»), либо описание определенного процесса. Целью такого описания в теории принятия решений является выделение этого же объекта и группировка с другими объектами.

На примере участкаковки и горячей штамповки в качестве класса мы можем выделить определенную совокупность деталей. Таким образом, под понятием «класс» мы подразумеваем некую категорию объектов.

Классы могут задаваться по-разному. В рассматриваемом нами примере классы можно задавать по такой информации, как размеры или площадь готовой детали.

В теории принятия решений также выделяется понятие «образ». Это некая совокупность определенной информации (или данных), включающая в себя такие элементы, как связи и параметры.

Параметры — это количественные характеристики [9].

Связи — элементы определенной системы, с помощью которых мы непосредственно можем описать структуру образа изнутри.

Система распознавания образов включает в себя совокупность всех параметров и связей (рис. 1) [10].

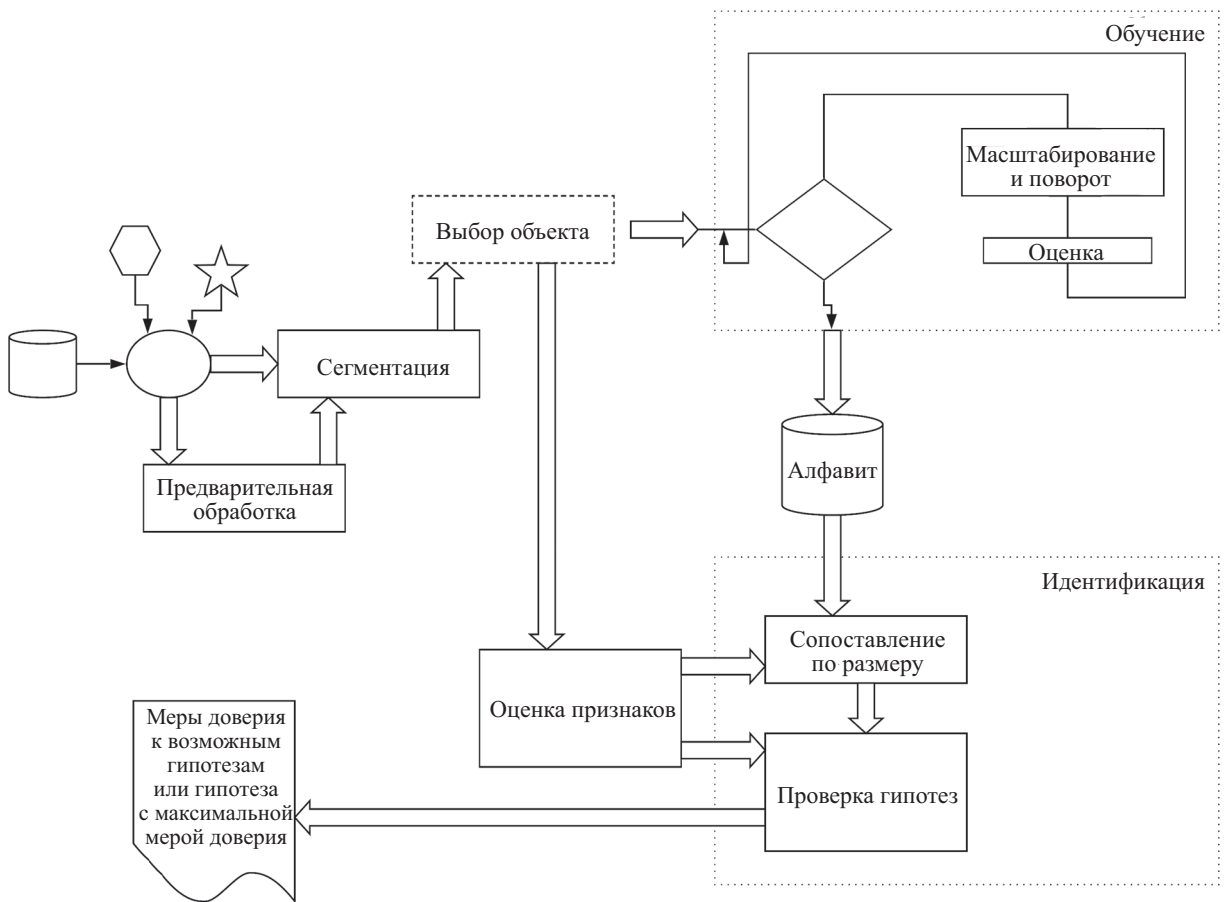


Рис. 1. Пример системы распознавания образов

В настоящее время существует несколько классификаций и подходов к распознаванию образов, среди которых наиболее точным является деление на следующие подходы [11]:

- 1) сравнение с эталонным объектом;
- 2) кластеризация;
- 3) общность свойств.

Рассмотрим подробнее каждый из предложенных методов классификации.

1. Сравнение с эталонным объектом. Сравнение с эталонным объектом — это один из принципов сравнения, который также называется принципом перечисления. Суть данного принципа, исходя из его названия, состоит в том, что любому из классов, который выделяется в системе, сопоставляется определенная совокупность образов [6].

При данном принципе выполняется типичный процесс сопоставления образов, которые поступают на вход k кластеров A_k с эталонным образцом на основе выбранной меры сходства.

Существует классификация эталонов (рис. 2) [12].

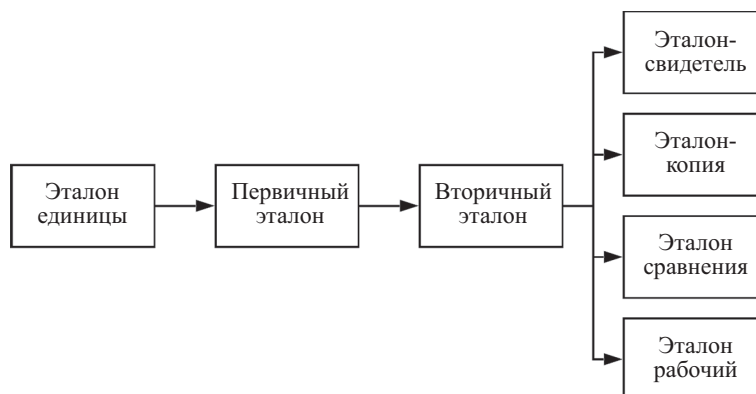


Рис. 2. Классификация эталонов

Важно отметить, что в производственном процессековки и штамповки можно рассматривать любую из предложенных эталонов из данной классификации.

Данный принцип возник еще несколько веков назад. Это не говорит о том, что сейчас данный метод не применяется. Это свидетельствует о том, что данный принцип универсальный и используется, к примеру, в аналоговых и аналогово-цифровых системах распознавания объектов.

2. Принцип кластеризации. В основу данного принципа положено представление признаков в качестве наборов измерений без явно заданных взаимосвязей [6].

В таком случае образ представляется в виде вектора в признаковом пространстве X .

При этом каждый класс будет сопоставлен с некоторым множеством векторов в пространстве X , в результате чего пространство признаков будет разбиваться на области, которые соответствуют определенным классам (кластерам).

Важно также отметить, что между собой данные области могут и перекрываться, однако методология принятия решений в данном случае должна обеспечить полное и точное отнесение точки пространства к некоему определенному классу [13].

Данный принцип широко используется при исследованиях в области обработки количественных данных [6].

Принцип кластеризации представлен на рис. 3 в общем виде и на рис. 4 в виде математической модели.

- X — входной слой нейронов
- ω — изменение веса от входного слоя к скрытому
- β — изменение веса от скрытого слоя к выходному
- S — скрытый слой нейронов
- y — выходной слой

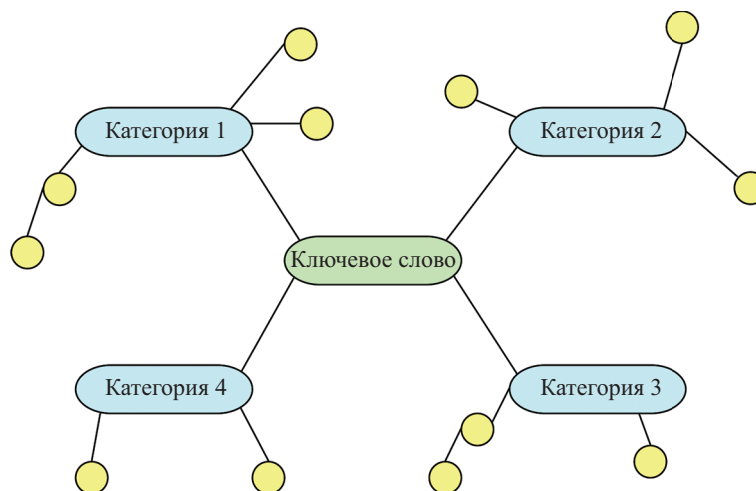


Рис. 3. Принцип кластеризации в общем виде

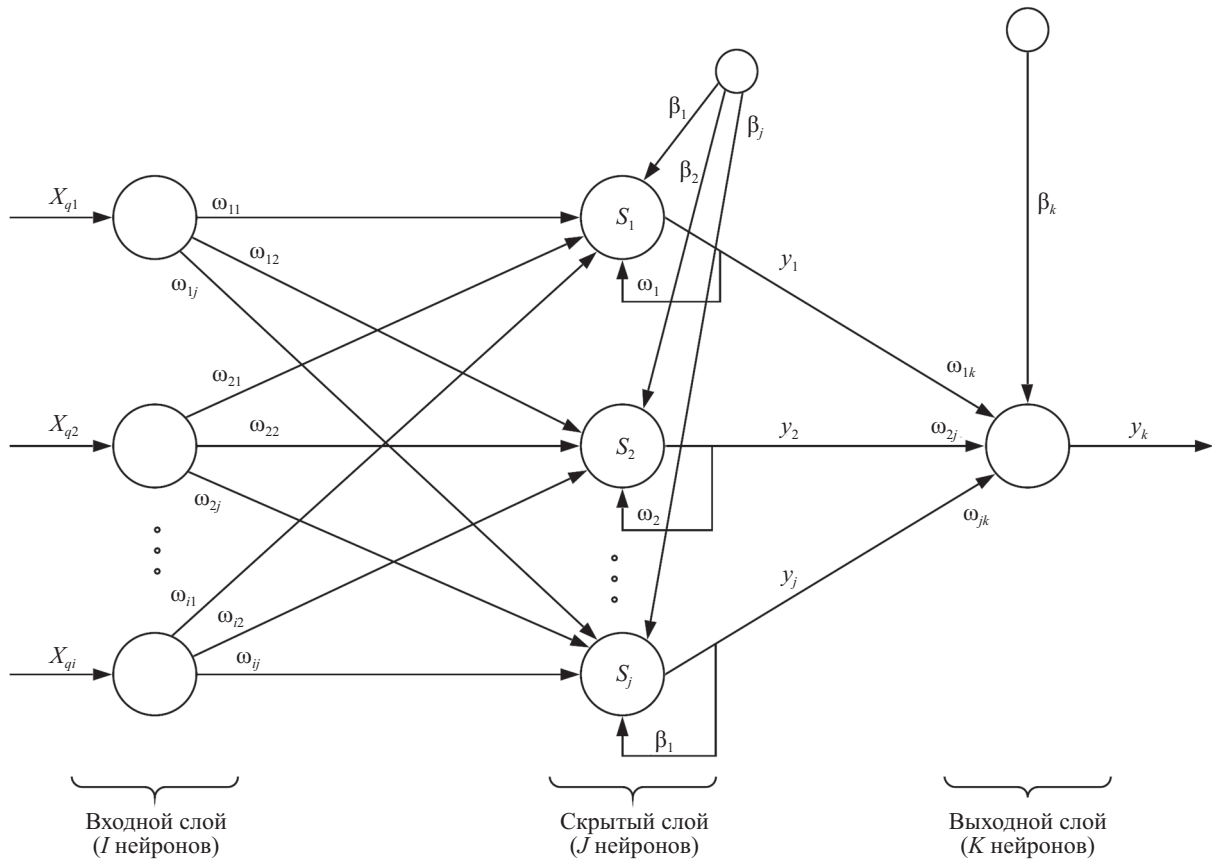


Рис. 4. Принцип кластеризации в виде математической модели

3. Общность свойств. В основу использования данного метода положено использование связей между элементами образа [14].

При использовании метода общности свойств распознавание происходит по схеме, которая позволяет выделить определенные свойства образа, после чего происходит сопоставление со свойствами определенных классов [15].

Обобщающим свойством в данном случае может быть непосредственно алгоритм порождения образов. Если используется алгоритм порождения образов, то классы образов непосредственно могут задаваться с помощью алгоритмов порождения структур определенного вида или типа [16].

Общий алгоритм распознавания образов представлен на рис. 5.

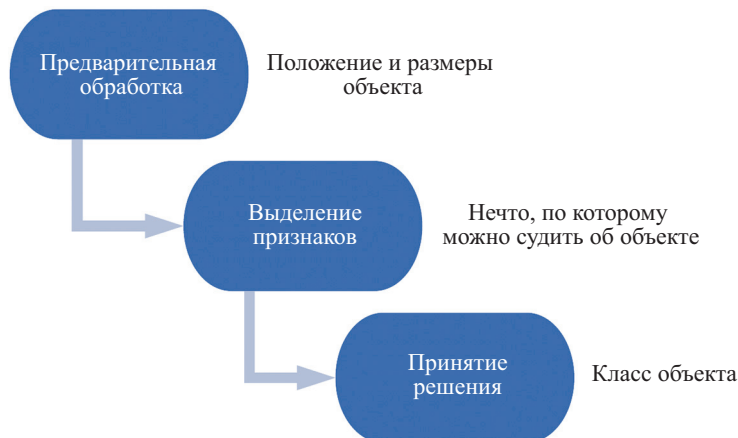


Рис. 5. Алгоритм распознавания образов

Однако автором статьи предлагается внедрение еще одного принципа в отдельную категорию — распознавание образов с помощью нейронных сетей. Данный принцип будет рассматриваться далее.

Рассмотренные подходы к распознаванию объектов по своей сути относятся к процессу синтеза образов. При этом важно отметить, что методы анализа образов напрямую связаны со способом синтеза об-

разов. Однако не стоит забывать о том, что определенный аппарат принятия решений может использоваться одновременно для нескольких способов синтеза образов [17].

Во многих источниках литературы предлагается следующая классификация направлений принятия решений [18–20]:

- 1) эвристическое направление;
- 2) математическое направление;
- 3) лингвистическое направление.

Рассмотрим подробно каждое из предложенных направлений.

Эвристическое направление принятия решений. Методы, которые относятся к данной категории, основываются на опыте и интуиции.

Эвристическое направление принятия решений в общем случае применяется при использовании таких принципов, как сравнение с эталонным объектом и общность свойств [21].

Математическое направление принятия решений непосредственно опирается на использование стандартного математического аппарата. В качестве примеров можно привести методы линейного программирования, корреляционный анализ, теорию статистических решений.

Математические методы, исходя из названия, могут использоваться в тех случаях, когда характеристики или совокупности представляются в виде уравнений или других аналитических зависимостей [6, 22].

В целом стоит отметить, что математические методы принятия решений могут использоваться во всех трех ранее рассмотренных принципах распознавания. Однако существует и классификация математических методов: в общем случае их делят на статистические и детерминистские.

Лингвистическое направление принятия решений в основном используется в том случае, когда образ в общем случае представляет собой структуру, которая состоит из первичных (или, как их называют, неприводных) элементов и признаков, которые описывают связи между ними [6, 23].

Однако в настоящее время в связи с интенсивным развитием вычислительных средств возможно совместное использование методов и подходов в формировании процесса распознавания образов [24].

Можно подытожить, что необходимо рациональное использование рассмотренных подходов для разработки систем распознавания.

Использование нейронных сетей в системах распознавания образов

Как упоминалось выше, в системах распознавания образов предлагается внедрение такого «направления», как нейронные сети.

Как известно, нейронной сетью называется определенная математическая модель и ее программное и аппаратное воплощение. Математическая модель построена непосредственно по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей, т. е. сетей клеток живого организма [25, 26].

Актуальность исследований, связанных с нейронными сетями, обуславливается тем, что обработка поступающей в человеческий мозг информации отличается от методов цифровой обработки. Человеческий мозг работает как очень сложное, нелинейное, параллельное вычислительное устройство.

В том случае, когда значение функции будет превышать пороговое значение (определенное значение), то нейрон будет возбуждаться и в результате будет сформирован сигнал, необходимый для передачи другим нейронам (выходной сигнал) [27–29].

После того как входная информация пройдет полный путь от рецепторов (будь то слуховые, либо зрительные) сквозь нейронные структуры мозга, она будет преобразовываться в определенный набор управляющих воздействий [30].

Было доказано некое подобие между мозгом и цифровым компьютером. Это подобие состоит в том, что и мозг, и цифровой компьютер оперируют посредством электронных сигналов [31, 32].

Однако существует и различие: время вычисления современных компьютеров значительно меньше, чем время вычисления определенного человека¹ [33–35].

Электронным вычислительным машинам также присуща свобода от ошибок в том случае, когда обеспечивается максимальная точность выходных сигналов, а также надежность программного и аппаратного обеспечения. Человеческому мозгу при этом присущи ошибки [36].

Сравнивая систему человеческого мозга и систему современного ЭВМ можно прийти к выводу, что данные системы по своему характеру значительно отличаются [37].

В настоящее время можно прочесть о разнообразии конфигураций и целевых назначений нейронных сетей [38].

Проблема распознавания образов с помощью нейронных сетей сейчас является очень актуальной. Для производственных заводов необходимо внедрение таких сетей с целью увеличения безопасности для человеческих жизней на производственном предприятии, а также с целью полной автоматизации [38, 39].

¹ ГОСТ Р 50779.10-2000. Статистические методы. Вероятность и основы статистики. Термины и определения. Введен. 01.07.2001. Изд-во стандартов, 2001. 42 с.

Большое внимание в настоящее время уделяется методам создания прототипов систем распознавания образов с применением нейронной сети в производственном процессе [40].

Среди преимуществ нейронных сетей как инструмента автоматизации производственного процесса участкиковки и горячей штамповки можно выделить следующие [41]:

- 1) высокая устойчивость к входным шумам;
- 2) отказоустойчивость;
- 3) высокая адаптация к различного рода изменениям;
- 4) быстродействие.

Существуют различные методы создания прототипов систем распознавания образов. В настоящее время самым большим спросом пользуется алгоритм Виолы Джонса, который основан на так называемых принципах Хаара. Данный алгоритм является одним из лучших алгоритмов, явными преимуществами которого являются высокие показатели эффективности и скорости работы.

На рис. 6 приведена структура однослойной нейронной сети, на рис. 7 — двухслойной нейронной сети.

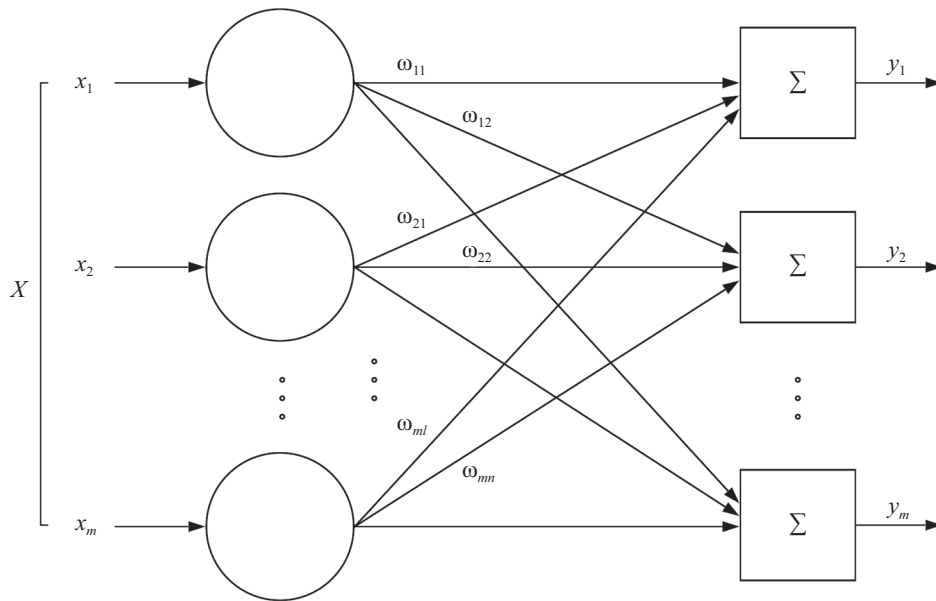


Рис. 6. Структура однослойной нейронной сети

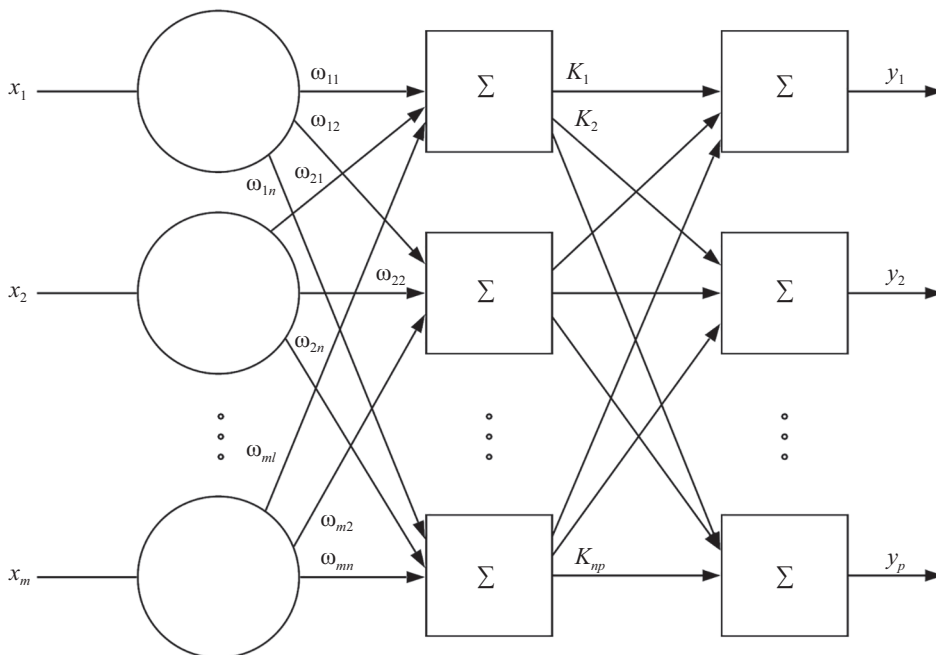


Рис. 7. Структура двухслойной нейронной сети

Известны различные модели, которые способны распознавать различные образы, однако внедрение нейронных сетей в производственные процессы на данный момент изучено недостаточно [42–45].

Автором предлагается внедрение нейронной сети в производственный процесс на участкековки и штамповки для ПАО «Камаз». Альтернативой для данного производственного участка будет уменьшение человеческих трудозатрат, тем самым улучшение безопасности объекта, а также более точный анализ полученных деталей на дефекты и деформации.

Таким образом, будет рассматриваться применение таких альтернатив, которые позволят подстроиться под новые недетерминированные объекты (внедрение промышленных роботов на участок для роботизации производства, с одной стороны, и создание нейронных сетей для участка, с другой).

Среди этапов создания прототипов системы распознавания образов для участкаковки и горячей штамповки с применением нейронных сетей будут следующие.

- 1) В базу данных (БД) вносятся эталонные характеристики деталей и заготовок.
- 2) Выполняется загрузка БД, которая содержит эталонные детали. Это можно сделать с помощью обычного файла MS Excel.
- 3) Внесение полученного изображения поверхности детали с целью последующего опознавания и сохранения полученных характеристик.
- 4) Перенос полученного изображения в специальную программу.

Последним этапом создания прототипа системы распознавания образов будет анализ полученных результатов с помощью определения значения целевой функции для всех матричных схем.

Эффективность, а также точность распознавания определенных деформаций детали определено зависит в первую очередь от эталонных представителей [46, 47].

Представители каждой детали, которая производится на ПАО «Камаз», должны быть классифицируемыми, не быть схожими между собой и не содержать каких-либо деформаций внутри определенного класса.

На рис. 8 представлена модель одной из деталей, производимой на ПАО.

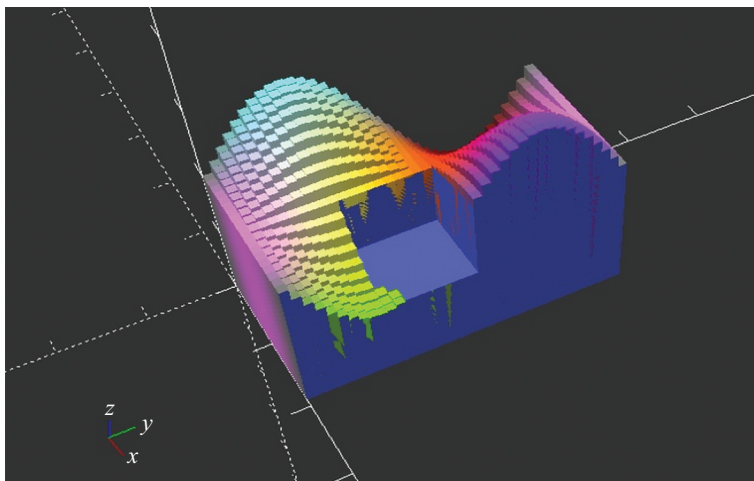


Рис. 8. Изображение детали, производимой на ПАО «Камаз»

Для лучшего распознавания образов можно использовать нейросетевую схему с применением алгоритма обратного распространения ошибки. Это позволит нейронным сетям в рабочих циклах самостоятельно настроиться на этапе обучения и постепенно устранить погрешности [48].

Обучение может осуществляться как с учителем, т. е. когда пользователь может отдавать предпочтение, к какому образу близок поступивший на вход программы символ, так и без учителя — путем автоматической самонастройки соответствующих весов нейронной матрицы на разных уровнях без участия человека. Реализация обучения без учителя является наиболее эффективным и автоматизированным способом, но в то же время более сложным для внедрения [49].

Заключение

В результате написания данной обзорной статьи было показано, что задачи распознавания образов весьма актуальны в настоящее время. Решение подобного рода задач имеет не только теоретическое, но и практическое значение в различных областях деятельности людей, в том числе и в производственных процессах. Однако разнообразие и сложность задач распознавания не дают возможности реализовать один универсальный подход к решению.

Автором была предложена модификация классификации подходов к распознаванию образов, а также внедрение нейронных сетей в производственный процессковки и горячей штамповки ПАО «Камаз».

Литература

1. Goze E., Johnsonbaugh R., Jost S. *Pattern Recognition & Image Analysis*. Prentice Hall, 1996. 483 p.
2. Новейший философский словарь. Постмодернизм / Под ред. А.А. Грицанова. Мн.: Современный литератор, 2007. 816 с.
3. Автоматизированная обработка изображений природных комплексов Сибири / Под ред. А.Л. Яншин, В.А. Соловьев. Новосибирск, Наука, 1988. 226 с.
4. Oganezov A. Neuro-matrix object recognition model // *Bulletin of the Georgian National Academy of Sciences*. 2006. V. 173. N 3.
5. Кочладзе З.Ю., Оганезов А.Л. Об одном возможном подходе к проблеме распознавания плоских фигур // *Труды Тбилисского Государственного Университета*. 2005. № 364. С. 149–155.
6. Чабан Л.Н. Теория и алгоритмы распознавания образов. М.: МИИГАиК, 2004. 70 с.
7. Jain A.K., Dubes R.C. *Algorithms for Clustering Data*. Prentice-Hall, 1988. 334 p.
8. Чернухин Ю.В. *Нейропроцессоры*. Таганрог: ТРТУ, 1994. 175 с.
9. Джарратано Дж., Райли Г. *Экспертные системы: принципы разработки и программирование*. 4-е изд. М.: Вильямс, 2007.
10. Яблонский С.В. *Введение в дискретную математику*. М.: Наука, 1986. 384 с.
11. Hähnle R. Automated theorem proving in multiple-valued logics // *Proc. ISMIS'93*.
12. Новикова Н. Структурное распознавание образов. Воронеж: ВГУ, 2006. 29 с.
13. Szegedy C., Toshev A., Erhan D. Deep neural networks for object detection / In: *Adv. in Neural Information Processing Systems*. 2013.
14. Sanner S. Rowley-Baluja-Kanade Face Detector [Электронный ресурс]. URL: <http://users.cecs.anu.edu.au/~ssanner/Software/Vision/Project.html#I> (дата обращения: 12.06.2019).
15. Thai B., Healey G. Invariant subpixel material detection in hyperspectral imagery // *IEEE Transaction of Geoscience and Remote Sensing*. 2002. V. 40. N 3. P. 599–608. doi: 10.1109/tgrs.2002.1000320
16. Патрик Э. *Основы теории распознавания образов*. М.: Советское радио, 1980. 407 с.
17. Tsai F., Philpot W.D. A derivative-aided hyperspectral image analysis system for land-cover classification // *IEEE Transaction of Geoscience and Remote Sensing*. 2002. V. 40. N 2. P. 416–425. doi: 10.1109/36.992805
18. Цыганков В.Д. *Нейрокомпьютер и его применение*. М.: СолСистем, 1993. 117 с.
19. Уоссермен Ф. *Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика*. М.: Мир, 1992. 236 с.
20. Jansson T., Karagaleff C., Stoll K.M. Photo-refractive LiNbO₃ as a storage medium for high-density optical neural networks // *Optical Society of America Annual Meeting*. 1986.
21. Трахтенгерц Э.А. *Компьютерная поддержка принятия решений*. М.: Синтез, 1998. 376 с.
22. Kohonen T. The self-organizing map // *Proceedings of the IEEE*. 1990. V. 78. N 9. P. 1464–1480. doi: 10.1109/5.58325
23. Kohonen T. Learning vector quantization / In: Abib M.A. (ed.), *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*. Cambridge: MIT Press, 1995. P. 537–540.
24. Арсирый Е.А., Саенко А.А. Нейросетевое распознавание образов читателей публичной библиотеки для организации специализированного библиотечного обслуживания // *Труды Одесского политехнического университета*. 2011. № 1 (35). С. 118–124.
25. Wang H., Raj B. On the Origin of Deep Learning // *ArXiv:1702.07800v4*. 2017.
26. Кашкин В.Б., Сухинин А.И. Дистанционное зондирование Земли из космоса. Цифровая обработка изображений. М.: Логос, 2001. 264 с.
27. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. *Методы распознавания*. М.: Высшая школа, 1977. 222 с.
28. Дюрбан Б., Одел П. *Кластерный анализ*. М.: Статистика, 1977. 128 с.
29. Burr D.J. Experiments with a connectionist text reader // *Proc. 1st Int. Conf. on Neural Networks*. San Diego, 1987. V. 4. P. 717–724.

References

1. Goze E., Johnsonbaugh R., Jost S. *Pattern Recognition & Image Analysis*. Prentice Hall, 1996, 483 p.
2. Gritsanov A.A. (ed.). *The Newest Philosophical Dictionary. Postmodernism*. Minsk, Sovremenniyi Literator Publ., 2007. 816 p.
3. *Automated Image Processing of Natural Complexes of Siberia*. Eds. A.L. Yanshin, V.A. Solov'ev. Novosibirsk, Nauka Publ., 1988, 226 p. (in Russian)
4. Oganezov A. Neuro-matrix object recognition model. *Bulletin of the Georgian National Academy of Sciences*, 2006, vol. 173, no. 3.
5. Kochladze Z.Yu., Oganezov A.L. About one possible approach to the problem of recognition of flat figures. *Proceedings of Tbilisi State University*, 2005, no. 364, pp. 149–155.
6. Chaban L.N. *Theory and Algorithms of Pattern Recognition*. Moscow, MIIGAik Publ., 2004, 70 p. (in Russian)
7. Jain A.K., Dubes R.C. *Algorithms for Clustering Data*. Prentice-Hall, 1988, 334 p.
8. Chernukhin Yu.V. *Neuroprocessors*. Taganrog, TRTU Publ., 1994, 175 p. (in Russian)
9. Giarratano J.C., Riley G.D. *Expert Systems: Principles and Programming*. 4th ed. Thomson, 2005.
10. Yablonskii S.V. *Introduction to Discrete Mathematics*. Moscow, Nauka Publ., 1986, 384 p. (in Russian)
11. Hähnle R. Automated theorem proving in multiple-valued logics. *Proc. ISMIS'93*.
12. Novikova N.M. *Structural Pattern Recognition*. Voronezh, VSU Publ., 2006, 29 p. (in Russian)
13. Szegedy C., Toshev A., Erhan D. Deep neural networks for object detection. In *Adv. in Neural Information Processing Systems*, 2013.
14. Sanner S. *Rowley-Baluja-Kanade Face Detector*. Available at: <http://users.cecs.anu.edu.au/~ssanner/Software/Vision/Project.html#I> (accessed: 12.06.2019).
15. Thai B., Healey G. Invariant subpixel material detection in hyperspectral imagery. *IEEE Transaction of Geoscience and Remote Sensing*, 2002, vol. 40, no. 3, pp. 599–608. doi: 10.1109/tgrs.2002.1000320
16. Patrick E.A. *Fundamentals of Pattern Recognition*. Englewood Cliffs, Prentice-Hall, 1972.
17. Tsai F., Philpot W.D. A derivative-aided hyperspectral image analysis system for land-cover classification. *IEEE Transaction of Geoscience and Remote Sensing*, 2002, vol. 40, no. 2, pp. 416–425. doi: 10.1109/36.992805
18. Tsygankov V.D. *Neurocomputer and Its Application*. Moscow, SolSistem Publ., 1993, 117 p. (in Russian)
19. Wasserman P.D. *Neural Computing. Theory and Practice*. New York, Van Nostrand Reinhold Co, 1989, 230 p.
20. Jansson T., Karagaleff C., Stoll K.M. Photo-refractive LiNbO₃ as a storage medium for high-density optical neural networks. *Optical Society of America Annual Meeting*, 1986.
21. Trakhtengerts E.A. *Computer Decision Support*. Moscow, Sinteg Publ., 1998, 376 p. (in Russian)
22. Kohonen T. The self-organizing map. *Proceedings of the IEEE*, 1990, vol. 78, no. 9, pp. 1464–1480. doi: 10.1109/5.58325
23. Kohonen T. Learning vector quantization. In Abib M.A. (ed.), *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*. Cambridge, MIT Press, 1995, pp. 537–540.
24. Arsiroy E.A., Sayenko A.A. Neural network pattern recognition of the public library readers to provide specialized information services. *Trudy Odesskogo Politekhnikheskogo Universiteta*, 2011, no. 1, pp. 118–124. (in Russian)
25. Wang H., Raj B. On the Origin of Deep Learning. *ArXiv:1702.07800v4*, 2017.
26. Kashkin V.B., Sukhinin A.I. *Remote Sensing of the Earth from Space. Digital Image Processing*. Moscow, Logos Publ., 2001, 264 p. (in Russian)
27. Gorelik A.L., Skripkin V.A. *Recognition Methods*. Moscow, Vysshaya Shkola Publ., 1977, 222 p.
28. Duran B.S., Odell P.L. *Cluster Analysis*. Springer, 1974, 146 p.
29. Burr D.J. Experiments with a connectionist text reader. *Proc. 1st Int. Conf. on Neural Networks*. San Diego, 1987, vol. 4, pp. 717–724.

30. Мирзоян А.С. Разработка систем распознавания и позиционирования летательных аппаратов и наземных объектов на основе методов вычислительной геометрии: дис. ... канд. техн. наук. СПб., 2017. 150 с.
31. Козынченко В.А., Прус А.И. Нейронная сеть в задачах аппроксимации // IEEE Publications. СПб., 2014.
32. Нейронные сети. Statistica Neural Networks. М.: Горячая линия-Телеком, 2000. 182 с.
33. Прасолов В.В., Тихомиров В.М. Геометрия. М.: МЦНМО, 2007. 328 с.
34. Rojas R. *Neural Networks. A Systematic Introduction*. Springer-Verlag, 1996. 512 p.
35. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. 2-е изд. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
36. Tu T.M., Chen A.H., Wu J.L., Chang C. A fast two-stage classification method for high-dimensional remote sensing data // *IEEE Transaction of Geoscience and Remote Sensing*. 1998. V. 36. N 1. P. 182–191. doi: 10.1109/36.655328
37. Gallant S.I. Connectionist expert system // *Communications of the ACM*. 1998. V. 31. N 2. P. 152–169. doi: 10.1145/42372.42377
38. Hebb D.O. *Organization of Behavior*. New York: Wiley, 1991.
39. Sejnowski T.J., Rosenberg C.R. Parallel networks that learn to pronounce English text // *Complex Systems*. 1987. V. 3. P. 145–168.
40. Ионов С.Д. Распределенный запуск нейронных сетей на множестве вычислительных узлов // *Вестник УГАТУ*. 2013. Т. 17. № 2. С. 85–91.
41. Зенин А.В. Исследование возможностей использования нейронных сетей // *Молодой ученый*. 2017. № 16. С. 125–130.
42. Ионов С.Д. Распределенная потоковая нейронная сеть // Тезисы 42-й Всероссийской молодежной школы-конференции «Современные проблемы математики». 2011. С. 288–290.
43. Voit J. *The Statistical Mechanics of Financial Markets*. Springer, 2003. doi: 10.1007/978-3-662-05125-2
44. Weston J.F., Copeland T.E. *Financial Theory and Corporate Policy*. 3rd ed. Addison Wesley, 1988.
45. Арнольд В.И. *Теория катастроф*. 3-е изд. М.: Наука, Физматлит, 1990. 128 с.
46. Вилленброк Х. Тайны принятия решений // *GEO. Непознанный мир: Земля*. 2009. № 7. С. 70–87.
47. Метерлинк М. *Тайная жизнь термитов*. М.: Изд-во ЭКСМО-Пресс, 2002. 400 с.
48. Adya M., Collopy F. How effective are neural networks at forecasting and prediction? A review and evaluation // *Journal of Forecasting*. 1998. V. 17. N 56. P. 481–495.
49. Andrighetto G., Rome I.C., Verhagen H. Social Networks and MultiAgent Systems Symposium (SNAMAS-09) Introduction // *Proceedings of the SNAMAS Symposium*. Edinburgh, 2009, pp. 1–3.
30. Mirzoyan A.S. *Development of systems for recognition and positioning of aircraft and ground objects based on computational geometry methods*. Dis. PhD Eng. Sci. St. Petersburg, 2017, 150 p. (in Russian)
31. Kozynchenko V.A., Prus A.I. *Neural network in approximation problems*. St. Petersburg, 2014. (in Russian)
32. *Statistica Neural Networks*. Moscow, Goryachaya Liniya-Telekom Publ., 2000, 182 p. (in Russian)
33. Prasolov V.V., Tikhomirov V.M. *Geometry*. Moscow, MTsNMO Publ., 2007, 328 p. (in Russian)
34. Rojas R. *Neural Networks. A Systematic Introduction*. Springer-Verlag, 1996, 512 p.
35. Haykin S. *Neural Networks*. Macmillan, 1994.
36. Tu T.M., Chen A.H., Wu J.L., Chang C. A fast two-stage classification method for high-dimensional remote sensing data. *IEEE Transaction of Geoscience and Remote Sensing*, 1998, vol. 36, no. 1, pp. 182–191. doi: 10.1109/36.655328
37. Gallant S.I. Connectionist expert system. *Communications of the ACM*, 1998, vol. 31, no. 2, pp. 152–169. doi: 10.1145/42372.42377
38. Hebb D.O. *Organization of Behavior*. New York, Wiley, 1991.
39. Sejnowski T.J., Rosenberg C.R. Parallel networks that learn to pronounce English text. *Complex Systems*, 1987, vol. 3, pp. 145–168.
40. Ionov S.D. Distributed launch of neural networks on a set of computing nodes. *Vestnik UGATU*, 2013, vol. 17, no. 2, pp. 85–91. (in Russian)
41. Zenin A.V. Research possibilities of neural networks using. *Young Scientist*, 2017, no. 16, pp. 125–130. (in Russian)
42. Ionov S.D. Distributed streaming neural network. *Proc. 42nd All-Russian Conf. on Modern Problems of Mathematics*, 2011, pp. 288–290. (in Russian)
43. Voit J. *The Statistical Mechanics of Financial Markets*. Springer, 2003. doi: 10.1007/978-3-662-05125-2
44. Weston J.F., Copeland T.E. *Financial Theory and Corporate Policy*. 3rd ed. Addison Wesley, 1988.
45. Arnol'd V.I. *Catastrophe Theory*. 3rd ed. Berlin: Springer-Verlag, 1992.
46. Willenbrock H. Secrets of decision making. *GEO*, 2009, no. 7, pp. 70–87. (in Russian)
47. Maeterlinck M. *The Life of Termites*. 1926.
48. Adya M., Collopy F. How effective are neural networks at forecasting and prediction? A review and evaluation. *Journal of Forecasting*, 1998, vol. 17, no.56, pp. 481–495.
49. Andrighetto G., Rome I.C., Verhagen H. Social Networks and MultiAgent Systems Symposium (SNAMAS-09) Introduction. *Proceedings of the SNAMAS Symposium*. Edinburgh, 2009, pp. 1–3.

Автор

Еремеев Егор Анатольевич — ведущий специалист, СПб ГАУ ЦЗН, Санкт-Петербург, 190000, Российская Федерация, ORCID ID: 0000-0001-8618-2519, egor.ermeev@gmail.com

Authors

Egor A. Ermeev — Leading specialist, Saint Petersburg Employment Center, Saint Petersburg, 190000, Russian Federation, ORCID ID: 0000-0001-8618-2519, egor.ermeev@gmail.com