

ПРЕДИКТИВНАЯ АНАЛИТИКА, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

к.т.н. Мирзаева Малика Бахадировна,

Национальный исследовательский университет “Ташкентский институт инженеров
ирригации и механизации сельского хозяйства”

mirzaevamalika01@gmail.com

Аннотация. Искусственный интеллект может анализировать данные о использовании сети, такие как объемы трафика, типы приложений и поведение пользователей, чтобы предсказывать будущие требования к сети и принимать соответствующие меры. Это позволяет операторам сети планировать и масштабировать сеть, чтобы удовлетворить растущие потребности пользователей.

Ключевые слова. система управления, искусственная нейронная сеть, машинное обучение, предиктивная аналитика и выходной результат.

Эволюционные алгоритмы представляют собой мощный инструмент для оптимизации процессов в беспроводных сенсорных сетях. Благодаря своей способности к эффективному поиску оптимальных решений в сложных и динамических средах, эти алгоритмы могут быть успешно применены для решения различных задач, таких как маршрутизация данных, управление ресурсами и оптимизация энергопотребления. Одним из основных преимуществ эволюционных алгоритмов является их способность к адаптации к изменяющимся условиям и требованиям сети, что делает их идеальным инструментом для оптимизации работы беспроводных сенсорных сетей в реальном времени. Кроме того, эволюционные алгоритмы позволяют находить оптимальные решения в условиях ограниченных ресурсов и неопределенности, что делает их особенно полезными для применения в сетях, где доступ к энергии и вычислительным ресурсам ограничен. Таким образом, эволюционные алгоритмы играют важную роль в повышении эффективности и надежности беспроводных сенсорных сетей, что делает их неотъемлемой частью современных технологий связи и передачи данных. Цель работы — применение нейросетевых моделей для решения задач управления сетью передачи данных в инфокоммуникационных системах (ИКС). В процессе выполнения работы рассмотрены нейросетевые модели, построенные на основе обучаемых нейронных сетей (НС), для эффективного решения задач контроля и управления трафиком сетей передачи информационных потоков (ИП) данных.

Система управления ИКС имеет ряд особенностей [1]:

- Отсутствует различие динамических характеристик объекта управления и информационной системы, по которой передаются сведения о его состоянии.
- Элементы системы управления могут быть удалены друг от друга.
- Информация о состоянии узлов и ветвей ИКС, которую должны обрабатывать устройства мультисервисных центров обработки информации и управления (МЦОУ), всегда оказывается запаздывающей.

Основными путями управления ИКС являются управление объемом передаваемых ИП и их распределением. Для этого в основном применяется динамическое распределение ресурсов ИКС. Главными преимуществами динамического распределения ресурсов являются большая скорость и гибкость при установлении соединения в ИКС и более эффективное использование сетевых ресурсов после того, как соединение установлено. Постоянный рост количества пользователей и объем ИП данных в ИКС предъявляет новые требования к пропускной способности сетей связи и компьютерных сетей [2]. Графическая информация, голосовые данные, а также видеоприложения предъявляют

особые требования к ИКС. Для удовлетворения всех запросов одного увеличения емкости сети недостаточно.

Комплекс технологических решений включает в себя информационно-коммуникационную инфраструктуру, программное обеспечение (в том числе в котором используются методы машинного обучения), процессы и сервисы по обработке данных и поиску решений. Принцип работы ИИ заключается в сочетании большого объема данных с возможностями быстрой, итеративной обработки этих данных интеллектуальными алгоритмами, что позволяет программам автоматически обучаться на базе закономерностей и признаков, содержащихся в данных. ИИ представляет собой комплексную дисциплину со множеством теорий, методик и технологий. Ключевыми понятиями в ИИ являются:

Машинное обучение — алгоритмы анализа данных с целью найти в них закономерности. В нем используются методы нейросетей, статистики, исследования операций и т.п. для выявления скрытой полезной информации в данных; при этом явно не программируются инструкции, указывающие, где искать данные и как делать выводы.

Нейросеть — это один из методов машинного обучения; математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма. В общем случае искусственная нейронная сеть (ИНС) может состоять из нескольких слоев простейших процессоров (нейронов), каждый из которых осуществляет некоторое математическое преобразование (вычисляет результат математической функции) над входными данными и передает полученный результат на следующий слой или на выход сети. Нейроны входного слоя получают данные извне (например, от сенсоров системы распознавания лиц) и после их обработки передают сигналы через синапсы нейронам следующего слоя. Каждому из сигналов первоначально присваивается некоторый весовой коэффициент. Нейроны второго слоя (его называют скрытым, потому что он напрямую не связан ни с входом, ни с выходом ИНС) осуществляют математическое преобразование над полученными сигналами и передают вычисленный результат нейронам выходного слоя [3].

Поскольку речь идет об имитации нейронов, то каждый процессор входного уровня связан с несколькими процессорами скрытого уровня, каждый из которых, в свою очередь, связан с несколькими процессорами уровня выходного. Выходной результат сравнивается с эталонным; в случае его несоответствия производится подстройка весовых коэффициентов. Процесс повторяется на большом наборе данных (так называемом обучающем датасете) до тех пор, пока выходное значение, генерируемое нейросетью, не будет совпадать с эталонным.

Таким образом, описанная простейшая ИНС способна к обучению и может находить простые взаимосвязи в данных. Более сложная модель ИНС будет иметь несколько скрытых слоев нейронов, перемежаемых слоями, которые выполняют сложные логические преобразования. Каждый последующий слой сети ищет взаимосвязи в предыдущем. Такие ИНС способны к глубокому (глубинному) обучению. Для обучения глубоких нейросетей, а также для обнаружения сложных закономерностей в больших массивах данных используются повышенные вычислительные мощности и усовершенствованные методики. Распространенные области применения: распознавание изображений и речи.

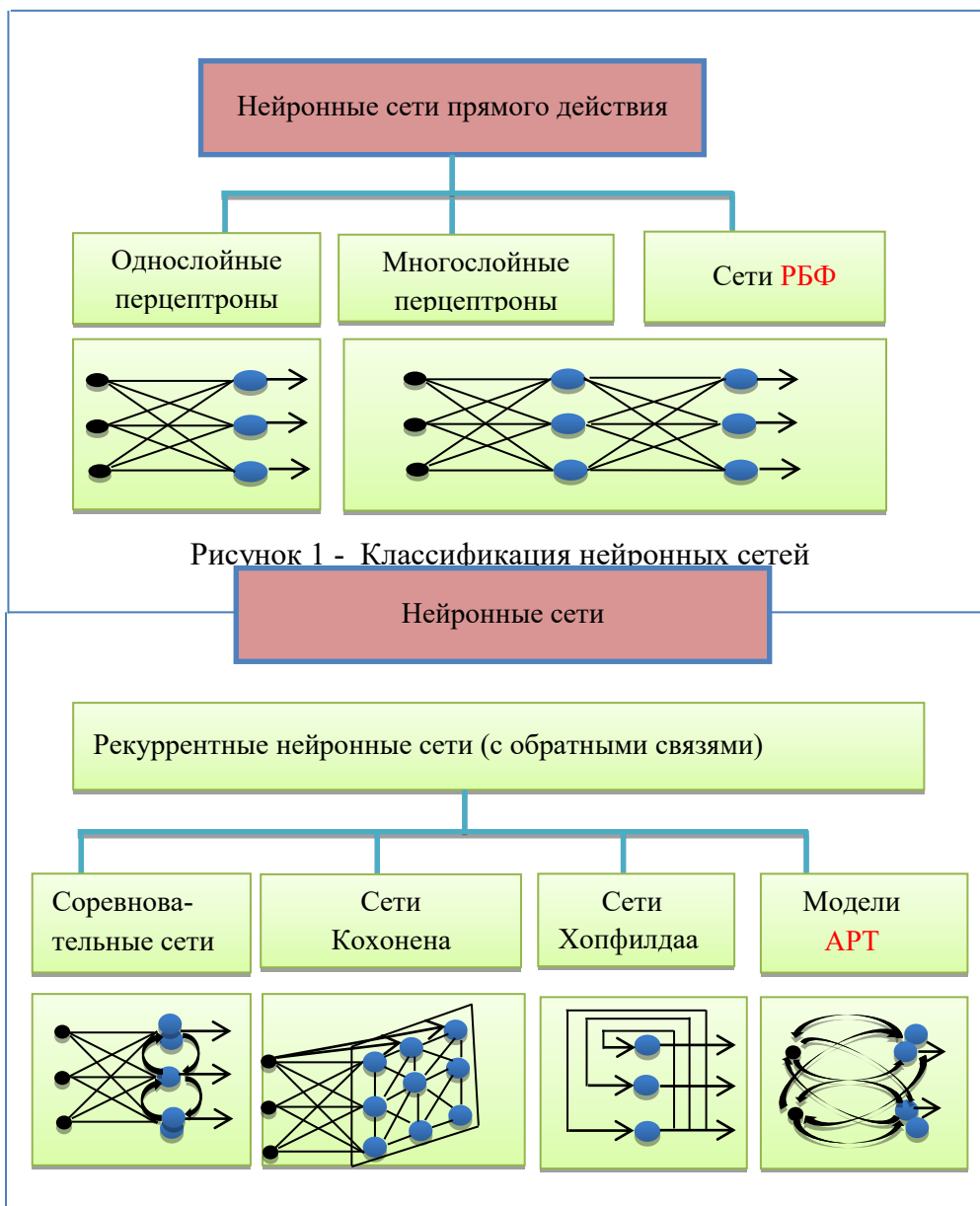


Рисунок 1 - Классификация нейронных сетей

Когнитивные вычисления — направление ИИ, задачей которого является обеспечение процесса естественного взаимодействия человека с компьютером, аналогичного взаимодействию между людьми. Конечная цель ИИ и когнитивных вычислений — имитация когнитивных процессов человека компьютером благодаря интерпретации изображений и речи с выдачей соответствующей ответной реакции. Возможности современных технологий искусственного интеллекта реализуются по следующим направлениям:

- компьютерное зрение;
- обработка естественного языка;
- распознавание и синтез речи;
- интеллектуальные системы поддержки принятия решений (ИСППР).

Компьютерное зрение опирается на распознавание шаблонов и на глубокое обучение для распознавания изображений и видео. Машины уже умеют обрабатывать, анализировать и понимать изображения, а также снимать фото или видео и интерпретировать окружающую обстановку.

Обработка естественного языка — это способность компьютеров анализировать, понимать и синтезировать человеческий язык, включая устную речь. Используя Siri или

Google assistant, уже можно управлять компьютерами с помощью обычного языка, используемого в повседневном обиходе.

ИСППР — инструментарий выработки рекомендаций для лица, принимающего решение. Алгоритмы упорядочивают (ранжируют) конечное множество альтернатив (решений) или оптимизируют их на бесконечном множестве, используя технологии датамайнинга, моделирования и визуализации.

Предиктивная аналитика (ПА) используется при прогнозировании будущих событий. ПА анализирует текущие и исторические данные, используя методы из статистики, интеллектуальный анализ данных, машинное обучение и искусственный интеллект для того, чтобы делать прогнозы о будущем. ПА объединяет вместе математику, информационные технологии и бизнес-процессы производства и управления. Бизнес может эффективно использовать большие данные для увеличения прибыли путем успешного применения предиктивной аналитики [4]. Возможности предиктивной аналитики значительно выросли вместе с развитием больших данных.

Этапы построения предиктивной модели:

1. Сбор требований.
2. Сбор данных.
3. Подготовка и анализ данных. Неструктурированные данные преобразуются в структурированную форму. Проверка качества данных, устранение ошибок и пропусков. Формирование обучающей и тестовой выборки.
4. Статистика, машинное обучение. Все модели прогнозной аналитики основаны на статистических и/или машинных методах обучения. Машинное обучение часто имеет преимущество перед традиционными статистическими методами, но методы статистики, как правило, всегда вовлекаются в разработку любой прогнозной модели.
5. Прогнозная модель. Разработка и тестирование модели.
6. Прогнозирование и мониторинг. После успешных испытаний модель разворачивается для ежедневных прогнозов и процесса принятия решений. Результаты и отчеты генерируются моделью для управленческого процесса. Модель регулярно контролируют, чтобы убедиться, что она дает правильные результаты и делает точные прогнозы.

Выводы. Технологии прогнозной аналитики, машинного обучения, анализа больших данных и искусственного интеллекта уже произвели революцию во многих сферах экономики и управления сетью передачи данных в инфокоммуникационных системах. В основе предиктивной аналитики лежит возможность использовать текущие и исторические данные для прогнозирования будущих результатов. Другими словами, искусственного интеллекта в управлении сетями связи позволяют сделать деятельность более предсказуемой. Сотовый компании используют данные для принятия более обоснованных решений, повышения производительности, безопасности на стройплощадке и снижения рисков. Благодаря таким технологиям операторы могут получать критически важную информацию, которая ускоряет принятие управленческих решений и в итоге повышает их качество.

Список использованной литературы

1. Нестеренко В.Д. Управление инфокоммуникационными сетями. СПб.: Политехника, 2007.
2. Комашинский В. И., Смирнов Д. А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. М.: Горячая линия – Телеком, 2003.
3. Mirzaeva M. Study of neural networks in telecommunication systems. International 2021. Tashkent, 2022. –P.3
4. Mirzaeva M., Sobirov M.A. Estimates of Efficiency and Control Methods of Communication Network Functioning. “International Journal of Advanced Trends in Computer

OBJEKT LARNI TANIB OLI SH UCHUN CHUQUR O‘RGANISH ALGORITMLARI

Modullaev Jahongir Sobir o‘g‘li,

Muxammad al-Xorazmiy nomidagi TATU

Televizion va media texnologiyalari kafedrası, katta o‘qituvchi

studzona07@gmail.com

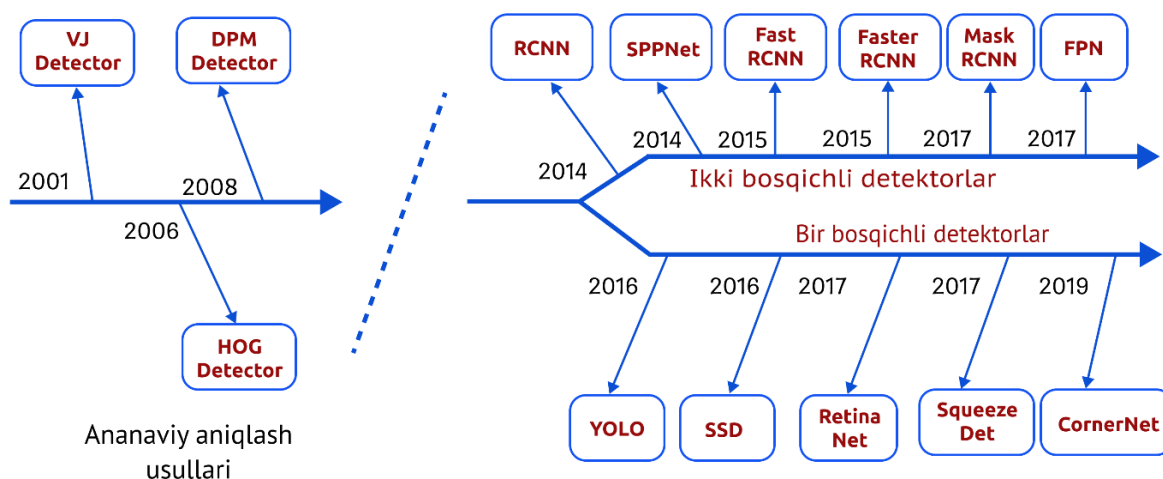
Annotatsiya: Ushbu maqolada obyektlarni tanib olish uchun chuqur o‘rganish algoritmlari taxlil qilingan. Bunda real vaqt ilovalari uchun YOLO algoritmi mos kelishi ko‘rsatib o‘tilgan.

Kalit so‘zlar: CNN, YOLOv5, chuqur o‘rganish, o‘rtacha aniqlik, tezlik, obyekt tanib olish.

So‘nggi yillarda obyektlarni aniqlash algoritmlarini ishlab chiqishda asosan chuqur o‘qitish va konvolyusion neyron tarmoqlari (CNN) paydo bo‘lishi tufayli sezilarli yutuqlarga erishildi. Ushbu yutuqlar PASCAL VOC, ImageNet va MS COCO kabi turli xil benchmark ma‘lumotlar to‘plamlarida ishlashning tasirchan yaxshilanishiga olib keldi. Ushbu muvaffaqiyatlarga qaramay, obyektlarni cheklanmagan muhitda aniqlash qiyin vazifa bo‘lib qolmoqda. Cheklanmagan muhit yorug‘lik sharoitlarining o‘zgarishi, obyekt joylashuvining o‘zgarishi, okklyuziyalar, obyekt deformatsiyasi, masshtab o‘zgarishi va tartibsiz fon mavjudligi bilan tavsiflanadi. Bu omillar obyekt tanib olish algoritmlarining ishlashiga jiddiy tasir ko‘rsatishi mumkin, bu esa yuqori aniqlikka erishishni qiyinlashtiradi. Ayniqsa uchuvchisiz qurilmalar yordamida olingan raqamli tasvirlar dinamik olish va uzatish jarayonida shovqin tufayli yomon buziladi[1,3].

Obyektlarni tanib olish uchun chuqur o‘rganish algoritmlari

Obyekt tanib olishning zamonaviy usullari. Biz obyekt tanib olishning zamonaviy usullarini ikkita asosiy guruhga ajratamiz: ikki bosqichli detektorlar va bir bosqichli detektorlar[8,9].



Chuqur o‘qitishga asoslangan aniqlash usullari

1-rasm. Obyekt tanib olish bosqichlari[15]

Tanlangan modellar oilasining barchasi qo‘llaniladi, ammo hozirgi kunda ko‘pchilik masalalarda vaqt sinovidan o‘tgan model (YOLOv5) ko‘proq qo‘llaniladi. Taklif qilingan yechimda Yolo algoritmining eng faol ishlatiladigan versiyasi - YOLOv5 eng yaxshi natijalarga egaligini ko‘rsatdi.

Ikki bosqichli detektorlar

Ikki bosqichli detektorlar mintaqaviy taklif bosqichidan so‘ng tasniflash bosqichidan