

Введение в проблему распознавания образов

Здравствуйте, уважаемые слушатели! Тема нашей лекции – Введение в проблему распознавания образов. План лекции:

1. История формирования понятия “Распознавания образов”
2. Развитие теории распознавания
3. Основные понятия и определения

1. Вступительное слово

Прежде чем, как углубиться в алгоритмы машинного обучения нужно понять с чего все это начиналось. А началось это с распознавания образов.

Распознавание образов – представляет собой самую распространенную задачу, с которым мы сталкиваемся с первого дня своего существования. Для решения этой задачи человеку понадобится огромные ресурсы своего мозга, включая одновременно около 7 -8 миллиардов нейронов. Именно поэтому мы можем мгновенно узнавать друг друга, с большой скоростью читать печатные и рукописные тексты, безошибочно водить автомобили в сложном потоке уличного движения, осуществлять отбраковку деталей на конвейере, дешифровать аэро - и космические фотоснимки, разгадывать коды. Распознавание – задача, которая преобразовывает входную информацию, в качестве которой уместно рассматривать некоторые параметры, признаки распознаваемых образов в выходную, представляющую собой заключение о том, к какому классу относится распознаваемый образ.

2. История формирования “Распознавания образов”

С развитием техники и технологии ученые в области прикладной математики, кибернетики и информатики поставили перед собой цель решить проблему автоматического распознавания образов. Данная проблема возникла из решения конкретной задачи создания читающих автоматов, которая в 60е годы становится ведущей при попытках применения математики в слабо формализованных областях науки и практики, таких как практическая геология, биология, химия, медицина и т.п.

В частности, можно отметить работы Р. Фишера, выполненные в 20-х годах и приведшие к формированию дискриминантного анализа, как одного из разделов теории и практики распознавания. В 40х годах А. Н. Колмогоровым и А. Я. Хинчиным поставлена задача о разделении смеси двух распределений.

Наиболее плодотворными были 50 -60-е годы XX века. В это время на основе массы работ появилась теория статистических решений. В результате которого появились алгоритмы, имеющие возможность отнесения нового объекта к одному из заранее известных классов, что стало началом планомерного научного поиска и практических разработок. В рамках кибернетики начало формироваться новое научное направление, связанное с разработкой теоретических основ и практической реализации устройств, а затем и систем, предназначенных для распознавания объектов, явлений и процессов. Новая научная дисциплина получила название “Распознавание образов”.

Таким образом можно сделать вывод что, базой для решения задач отнесения объектов к тому или иному классу послужили результаты классической теории статистических решений. В рамках данной теории строились алгоритмы, обеспечивающие на основе экспериментальных измерений параметров (признаков), характеризующих этот объект, а также некоторых априорных данных, описывающих классы, определение конкретного класса, к которому может быть отнесен распознаваемый объект.

В последующем математический аппарат теории распознавания расширился за счет применения: теории графов; теории информации; теории множеств; теории и методов статистического анализа; методов алгебры логики; информатики; математического программирования и системотехники.

3. Развитие теории распознавания

Появление большого количества новых задач распознавания привело к возникновению двух школ с различной методикой исследования.

Представители первой школы применяли стандартные математические методы. В результате они ввели, например, статистические методы распознавания, созданные на базе принципов математической статистики. Недостатком работ этой школы было то, что требуемая степень формализации в реальных задачах обычно не выполнялась.

Представители другой школы начали создавать новые подходы, что требовало проведения широких математических экспериментов. С появлением ЭВМ математики получили возможность постановки экспериментальных исследований. Математический эксперимент по существу мало отличается от физического. Изучается реальная задача (ситуация), выдвигается гипотеза и затем проводится эксперимент, который подтверждает или опровергает гипотезу.

При использовании к задачам распознавания описанная выше традиционная схема выглядит следующим образом:

- изучается класс реальных задач, приводящихся к схеме распознавания. Например: задача прогнозирования в геологии. Изучение описаний месторождений и участков местности, где месторождения не обнаружены, приводит к гипотезе: множества описаний первого и второго классов разделяются достаточно простой поверхностью. Простейшей поверхностью является гиперплоскость. Уточненная гипотеза: описания, выполненные набором числовых признаков и принадлежащие разным классам, разделяются гиперплоскостью.
- проводится эксперимент на ЭВМ и показывается, что в 99 случаях из 100 гипотетическое разделение действительно имеет место. Появляется эвристический алгоритм. Если даны описания объектов двух разных классов, то следует построить поверхность, разделяющую эти описания. Для классификации нового объекта следует только установить, в какую часть пространства относительно выбранной поверхности попадает его описание.

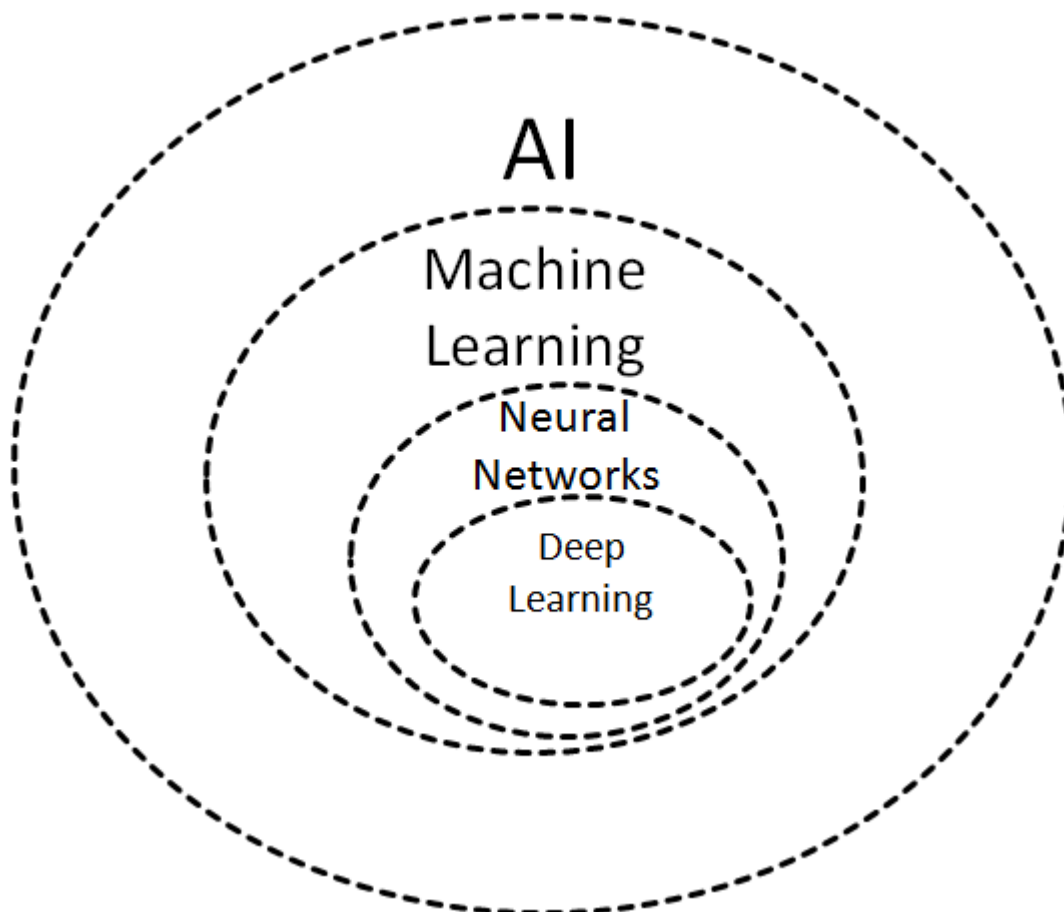
Первый этап развития теории распознавания связан с построением большого числа существенно различных экспериментальных (эвристических) алгоритмов, которые в дальнейшем будем называть некорректными. По мере накопления эвристических классифицирующих (некорректных) алгоритмов возникла необходимость в построении их единообразных описаний и теоретических обобщений. Детальный анализ таксономических процедур позволил описать общие принципы их формирования. Эти принципы, действующие уже над множествами алгоритмов, при некоторой формализации могут, реализовывались в виде математических описаний.

На втором этапе, имея в своем распоряжении богатый экспериментальный материал, математики приступают к изучению принципов формирования и строения некорректных процедур, хорошо решающих реальные задачи. Подобно физику-теоретику, выводящему свои уравнения на базе экспериментов, математик создает формальные описания классов

распознающих процедур (модели распознающих алгоритмов) и проводит их исследование с помощью строгих математических методов.

Основные понятия и определения

Теперь мы знаем из чего зародилась мысль научить машину решать то или иную задачу. А теперь самое время перейти в машинное обучение. Машинное обучение это только часть искусственного интеллекта, как показано на рисунке.



Согласно определениям, приведенным в [1]:

- Машинное обучение (*ML*) – это подмножество методов искусственного интеллекта, которое позволяет компьютерным системам учиться на предыдущем опыте (то есть на наблюдениях за данными) и улучшать свое поведение для выполнения определенной задачи. Методы *ML* включают методы опорных векторов (*SVM*), деревья решений, байесовское обучение, кластеризацию *k*-средних, изучение правил ассоциации, регрессию, нейронные сети и многое другое.

- Нейронные сети (*NN*) или искусственные *NN* являются подмножеством методов *ML*, имеющим некоторую косвенную связь с биологическими нейронными сетями. Они обычно описываются как совокупность связанных единиц, называемых искусственными нейронами, организованными слоями.

- Глубокое обучение (*Deep Learning -DL*) – это подмножество *NN*, которое обеспечивает расчеты для многослойной *NN*. Типичными архитектурами *DL* являются глубокие нейронные сети, сверточные нейронные сети (*CNN*), рекуррентные нейронные сети (*RNN*), порождающие состязательные сети (*GAN*), и многое другое.

В машинном обучении есть три задачи:

- обучение с учителем, также известный как обучение на размеченных данных - метод в котором предварительно известны как объекты (x — объект, X — пространство объектов) так и их классы ($y = y(x)$, Y — пространство ответов). При этом обучение происходит только для определенной части данного набора (train data), а остальная часть применяется для тестирования обученной модели (test data). Целью данного обучения является нахождение алгоритма на котором достигается минимум функционал ошибки для обучающей выборки. В зависимости от значения пространство ответов, задачи делятся на несколько типов:
 - регрессия;
 - классификация;
 - ранжирование.
- обучение без учителя, также известный как кластерный анализ - метод в котором нет информации о метках, указывающий принадлежность объекта к заранее известному классу. Целью данного обучения является нахождение группы похожих объектов.
- обучение с подкреплением - метод, в котором модель не имеет сведений о системе, но имеет возможность производить какие-либо действия в ней. По другому говоря обучения происходит взаимодействии с некоторой средой.

¹ Nguyen G. et al. Machine Learning and Deep Learning frameworks and libraries for large-scale data mining: A survey // Artificial Intelligence Review. – 2019. – Т. 52. – № 1. – С. 77–124.