**Вопросы по ТМО**

Машинное обучение и его формы.

Обучение на основе наблюдений. Индуктивное обучение.

Построение деревьев решений.

Обучение с использованием знаний. Логическая формулировка задачи обучения.

Статистические методы обучения. Обучение с полными данными.

Метод максимального правдоподобия.

Обучение с подкреплением. Пассивное обучение с подкреплением. Активное обучение с подкреплением.

**Обучение байесовских сетей.**

~~Нейронные сети. Принцип организации нейронных сетей.~~

Функции активации.

~~Архитектуры нейронных сетей.~~

Перцептрон.

Сверточная нейронная сеть.

**Рекуррентные нейронные сети.**

**Обучение байесовских сетей.**

Байесовская сеть (БС) представляет собой вероятностную графическую модель, которая используется для моделирования и решения задач вероятностного вывода и принятия решений. Она состоит из набора случайных переменных, представленных в виде узлов, и направленных связей между ними, которые отображают вероятностные зависимости между переменными.

В байесовской сети каждый узел представляет случайную переменную и моделирует ее состояние или значение. Связи между узлами представляют собой условные вероятности, отражающие степень зависимости между переменными. Каждый узел зависит только от своих родительских узлов, что делает БС направленным ациклическим графом (DAG - directed acyclic graph).

Байесовские сети позволяют осуществлять различные виды рассуждений, включая вероятностный вывод, прогнозирование, диагностику и принятие решений на основе доступных данных. Они могут быть использованы для моделирования неопределенности в реальном мире и помогают принимать решения на основе вероятностных предсказаний.

Для построения байесовской сети требуется определить структуру сети, то есть определить, какие переменные являются узлами и как они связаны между собой. Затем оцениваются параметры сети на основе доступных данных. Обучение байесовской сети основано на принципе максимума правдоподобия или метода максимального апостериорного правдоподобия.

Байесовские сети широко применяются в различных областях, включая медицину, финансы, промышленность, робототехнику и другие, где необходимо моделирование вероятностных зависимостей и принятие решений на основе этих моделей.

Обучение байесовских сетей (БС) является одной из задач в области машинного обучения, которая в основном используется для моделирования вероятностных зависимостей между случайными переменными. Байесовские сети состоят из узлов, представляющих случайные переменные, и направленных графовых связей, которые указывают на вероятностные зависимости между этими переменными. Обучение БС заключается в нахождении вероятностных параметров модели на основе доступных данных.

Процесс обучения байесовских сетей включает следующие шаги:

1. Определение структуры сети: В первую очередь необходимо определить структуру БС, то есть определить, какие переменные должны быть узлами сети и как эти узлы связаны между собой направленными графовыми связями. Это может быть основано на знаниях экспертов в соответствующей предметной области или может быть выполнено с использованием алгоритмов обнаружения структуры сети.

2. Сбор данных: Для обучения БС необходимо иметь доступ к реальным или синтетическим данным, которые содержат информацию о значениях переменных, включенных в модель. Хорошо собранные и представленные данные позволяют эффективно обучать БС.

3. Оценка условных вероятностей: Затем необходимо оценить параметры сети, то есть условные вероятности, определяющие вероятности значений переменных, основываясь на данных. Это может быть выполнено с использованием разных методов, включая метод максимального правдоподобия или байесовские методы.

4. Валидация и тестирование: Обученную БС требуется проверить на новых данных для оценки ее предсказательных способностей. Это может быть выполнено путем разделения доступных данных на обучающую и тестовую выборки.

5. Правка и обновление сети: В случае неудовлетворительных результатов или появления новых данных возможно внести изменения в структуру сети или ее параметры.

6. Применение БС для предсказания: После успешного обучения и валидации БС можно использовать для предсказания значений переменных, анализа причинно-следственных связей или принятия решений на основе вероятностной модели.

Обучение байесовских сетей имеет широкий спектр применений в различных областях, включая медицину, финансы, биоинформатику и другие, где анализ данных и прогнозирование играют важную роль.

**Рекуррентные нейронные сети.**

Рекуррентные нейронные сети (РНС) представляют собой тип нейронных сетей, которые обрабатывают последовательные данные, сохраняя состояние и передавая его из одного шага в другой. РНС позволяют моделировать зависимости между элементами последовательности и эффективно работать с данными, упорядоченными во времени.

Стандартная архитектура РНС состоит из одного или нескольких слоев рекуррентных нейронов, где каждый нейрон обрабатывает входное значение и рекуррентное состояние, принимая во внимание прошлое состояние. Это позволяет РНС захватывать информацию из предыдущих шагов времени и использовать ее для предсказания или классификации на текущем шаге.

Важным компонентом РНС является рекуррентный блок, такой как LSTM (Long Short-Term Memory) или GRU (Gated Recurrent Unit), который способен сохранять и обновлять внутреннее состояние в зависимости от текущего входа и предыдущего состояния. Эти блоки включают в себя затворы (gates), которые контролируют, какая информация проходит через блок и какая информация остается в памяти.

Обучение РНС происходит путем подачи последовательных данных, где каждый шаг времени сопровождается целевым значением. Сеть анализирует последовательность, обновляет веса и оптимизирует функцию потерь с целью минимизации ошибки предсказания.

Примером применения РНС является машинный перевод. Здесь РНС может использоваться для моделирования и перевода текстовых последовательностей с одного языка на другой. Каждое слово или символ на входе пропускается через РНС, которая сохраняет контекст и вырабатывает соответствующий перевод на выходе.

Еще одним применением РНС является прогнозирование временных рядов. Здесь РНС может использоваться для анализа данных, упорядоченных по времени, и предсказания будущих значений на основе предыдущих значений в ряде.

Основные преимущества РНС включают способность учитывать контекст и зависимости между элементами последовательности, а также способность обрабатывать входы различной длины и выводить гибкие и динамические предсказания.

Однако у РНС есть свои ограничения. Они могут столкнуться с проблемой затухания или взрыва градиента, при которой обновление весов становится нестабильным при обратном распространении ошибки через рекуррентные связи. Эта проблема может быть решена с помощью LSTM или GRU блоков, которые помогают управлять потоком градиента.

Таким образом, рекуррентные нейронные сети являются мощным инструментом в области машинного обучения, позволяющим обрабатывать последовательные данные с учетом зависимостей во времени и использовать для разных задач, таких как машинный перевод, прогнозирование временных рядов, анализ текста и другие.