

МОСКОВСКИЙ АВИАЦИОННЫЙ ИНСТИТУТ
(НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ)

Институт №8 «Компьютерные науки и прикладная математика»
Кафедра 806 «Вычислительная математика и программирование»

Лабораторная работа №3
по курсу «Методы, средства и технологии мультимедиа»

Выполнил: *И. П. Попов*

Группа: *8О-406Б*

Москва, 2024

Цель работы:

Задание состоит в следующем, просмотреть несколько статей по машинному/глубокому обучению, из них описать пару методов, которые можно считать методами метаобучения, описать к какой группе подходов они относятся (методу адаптации черного ящика, оптимизационным подходам, не параметрическим методам). Также описать к чему относится θ и ϕ (в том случае если их можно ввести). Не более 2 страниц текста. Статьи желательно не связанные напрямую с метаобучением.

Введение:

В нынешнем машинном обучении концепция метаобучения играет ключевую роль, предоставляя моделям возможность быстрой адаптации к новым задачам и условиям. Методы метаобучения, такие как мета-градиентный спуск и использование рекуррентных нейронных сетей, представляют собой эффективные инструменты для этой цели. В данной лабораторной работе будут рассмотрены эти методы, их применение в контексте машинного обучения и их важность для современных приложений и исследований в этой области.

Методы метобучения

В сфере машинного обучения широко используется метаобучение, направленное на улучшение способности моделей к обучению на обучающих данных. Один из важных методов метаобучения - метод мета-градиентного спуска. Он позволяет моделям генерировать градиенты для обновления параметров других моделей в зависимости от их производительности на различных задачах. Процесс метода мета-градиентного спуска включает два этапа: на внешнем этапе происходит обновление параметров модели метаобучения с использованием градиентов, рассчитанных на внутреннем этапе, который основан на обучающих данных.

Кроме того, для реализации метаобучения часто используется метод мета-обучения с применением рекуррентных нейронных сетей. Этот метод, также относящийся к оптимизационным подходам, основан на возможности рекуррентных нейронных сетей обрабатывать последовательные данные и сохранять информацию о предыдущих состояниях. В контексте метаобучения, рекуррентные нейронные сети могут быть использованы для быстрой адаптации моделей к новым задачам или средам, используя последовательности данных из предыдущих задач обучения. Это позволяет обеспечить адаптацию моделей к новым условиям без необходимости полной перезагрузки обучения.

Метод мета-градиентного спуска является основой многих алгоритмов метаобучения, так как он обеспечивает эффективный механизм для обновления параметров моделей на основе их производительности на разнообразных задачах. Это позволяет моделям быстро адаптироваться к новым условиям и задачам, что особенно важно в быстро меняющихся средах, таких как в области обработки данных и робототехники.

С другой стороны, использование рекуррентных нейронных сетей в методах метаобучения демонстрирует способность моделей сохранять информацию о предыдущих состояниях, что обеспечивает более глубокое и гибкое адаптивное поведение. Это позволяет моделям эффективно использовать предыдущий опыт для быстрой адаптации к новым задачам и

условиям, что делает их особенно полезными в реальных приложениях, где требуется непрерывное обучение и адаптация к изменяющейся среде.

Theta и phi

Theta и Phi - это ключевые понятия в методах метаобучения, таких как метод мета-градиентного спуска. Они представляют собой параметры, которые используются для обновления моделей в процессе адаптации к новым задачам.

Theta обычно относится к параметрам внешней модели метаобучения. Эти параметры обновляются на основе градиентов, рассчитанных на внутреннем этапе метода мета-градиентного спуска. Грубо говоря, theta - это параметры, которые модель метаобучения пытается настроить таким образом, чтобы оптимизировать процесс обучения внутренних моделей на основе их производительности на различных задачах.

Phi, с другой стороны, обычно относится к параметрам внутренних моделей, которые модель метаобучения пытается адаптировать к новым задачам. Эти параметры обновляются на основе градиентов, рассчитанных на основе внешних градиентов, полученных на внешнем этапе метода мета-градиентного спуска. Phi можно рассматривать как параметры, которые модель метаобучения настраивает, чтобы улучшить производительность внутренних моделей на новых задачах.

Вывод:

В ходе выполнения этой лабораторной работы были изучены такие методы метаобучения, как мета-градиентный спуск и использование рекуррентных нейронных сетей. Они обладают потенциалом улучшить производительность и обобщающую способность моделей, что делает их ключевыми инструментами для различных задач машинного обучения и исследований в этой области.

Стоит отметить, что методы метаобучения являются важным инструментом в современном машинном обучении, позволяя моделям эффективно обучаться на обучении и адаптироваться к новым условиям без полной перезагрузки обучения.