

ГРАДИЕНТНЫЕ МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ В КОМПЬЮТЕРНОМ ЗРЕНИИ ДЛЯ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ

К.А. СКАЛОЗУБ, С.Н. НЕСТЕРЕНКОВ, А.Д. ЯРМОШ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Республика Беларусь

Поступила в редакцию 10 февраля 2025

Аннотация. В статье рассматриваются градиентные методы оптимизации, применяемые в компьютерном зрении для медицинской диагностики. Описаны основные методы, такие как SGD, Adagrad, RMSprop, Adam и L-BFGS, их особенности и влияние на точность обучения нейросетей. Приведены примеры их использования в анализе медицинских изображений, включая диагностику опухолей, распознавание патологий и обработку ультразвуковых снимков. Подчеркивается важность выбора метода оптимизации для повышения точности диагностики и сокращения количества ошибок.

Ключевые слова: градиентные методы, оптимизация, компьютерное зрение, медицинская диагностика, нейронные сети, анализ изображений.

Введение

Компьютерное зрение играет ключевую роль в медицинской диагностике, обеспечивая анализ медицинских изображений, таких как рентгеновские снимки, МРТ, КТ и ультразвуковые исследования. Градиентные методы оптимизации являются основой обучения глубоких нейронных сетей, используемых в диагностических системах. В данной статье рассмотрены основные градиентные методы, их применение и влияние на точность медицинского анализа.

Градиентные методы оптимизации широко используются для минимизации функции потерь в моделях машинного обучения. Среди них стоит выделить стохастический градиентный спуск (SGD), который основывается на вычислении градиента по случайным мини-батчам данных. Этот метод обеспечивает быструю сходимость, однако он подвержен колебаниям, что может негативно сказаться на стабильности обучения.

Основные градиентные методы оптимизации

Градиентные методы оптимизации используются для минимизации функции потерь в моделях машинного обучения. Среди них наиболее популярны:

1. Стохастический градиентный спуск (SGD). Основан на вычислении градиента по случайным мини-батчам данных; обеспечивает быструю сходимость, но подвержен колебаниям.
2. Адаптивный градиентный спуск (Adagrad). Использует разные темпы обучения для разных параметров; хорошо работает с разреженными данными, но скорость обучения со временем снижается.
3. RMSprop. Улучшает Adagrad за счет экспоненциального усреднения градиентов; применяется для стабилизации обучения и эффективен в задачах компьютерного зрения.
4. Adam (Adaptive Moment Estimation). Комбинирует идеи Adagrad и RMSprop, учитывая момент градиента; один из наиболее популярных методов для глубоких нейросетей.
5. L-BFGS (Limited-memory Droyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno). Используется в задачах, где требуется высокая точность при небольшом количестве данных; позволяет находить более точные локальные минимумы.

Применение в медицинской диагностике

Градиентные методы оптимизации используются в обучении нейросетей для различных областей медицинской диагностики. Например, в распознавании патологий на рентгеновских снимках активно используются сверточные нейросети (CNN), где оптимизация моделей с помощью Adam или RMSprop позволяет эффективно выявлять аномалии. Классификация опухолей на МРТ и КТ также становится более точной благодаря глубоким нейросетям, таким как ResNet и U-Net, которые сегментируют изображения и минимизируют ошибку классификации.

Анализ ультразвуковых изображений представляет собой еще одну область применения, где гибридные модели, использующие LSTM и CNN, оптимизируются с помощью SGD. Это позволяет значительно уменьшить количество ложноположительных результатов за счет корректной настройки параметров обучения. В диагностике кожных заболеваний нейросети обучаются на фотографиях кожных поражений, и здесь градиентный спуск помогает повысить эффективность анализа. Применение методов регуляризации в таких случаях улучшает обобщающую способность сети, что в свою очередь повышает точность диагностики.

Влияние оптимизации на точности диагностики

Грамотный выбор метода оптимизации существенно влияет на качество диагностики. Например, использование Adam в глубоких сетях не только ускоряет сходимость, но и предотвращает переобучение благодаря адаптивному изменению темпа обучения. Метод RMSprop помогает стабилизировать процесс обучения на сложных наборах данных, что критически важно для достижения высокой точности в медицинской практике.

Совместные методы, такие как AdamW, демонстрируют улучшенные результаты при работе с реальными медицинскими изображениями, что подтверждает необходимость дальнейших исследований в этой области. Все это подчеркивает, что выбор конкретного метода оптимизации зависит от характера данных и требует внимательного подхода.

Использование гибридных моделей

С развитием методов машинного обучения и нейросетевых архитектур растет интерес к комбинированным подходам. Например, для диагностики опухолей на медицинских изображениях используют гибридные модели, такие как сочетание сверточных нейронных сетей и долгой краткосрочной памяти (LSTM), что позволяет улучшить обработку пространственно-временных данных (например, в ультразвуковых изображениях). Применение градиентных методов, таких как Adam и RMSprop, в таких моделях помогает эффективно обучать сеть с минимизацией ошибок и повышением точности.

Заключение

Градиентные методы оптимизации являются неотъемлемой частью обучения нейросетей в медицинской диагностике. Выбор конкретного метода зависит от характера данных и требует точности. Значимость методов нельзя переоценить, так как правильный выбор может существенно повысить точность компьютерного анализа медицинских изображений и, следовательно, эффективность диагностики заболеваний. Продолжение исследований в этой области позволит не только улучшить существующие подходы, но и разработать новые, более эффективные методы, что в конечном итоге будет способствовать улучшению качества медицинской помощи.

GRADIENT OPTIMIZATION METHODS IN COMPUTER VISION FOR MEDICAL DIAGNOSTICS

K.A. SKALOZUB, S.N. NESTERENKOV, A.D. YARMOSH

Abstract. This article discusses gradient optimization methods used in computer vision for medical diagnostics. It describes the main methods, such as SGD, Adagrad, RMSprop, Adam, and L-BFGS, their characteristics, and their impact on the accuracy of neural network training. Examples of their use in the analysis of medical images are provided, including tumor diagnostics, pathology recognition, and ultrasound image processing. The importance of selecting an optimization method to enhance diagnostic accuracy and reduce the number of errors is emphasized.

Keywords: gradient methods, optimization, computer vision, medical diagnostics, neural networks, image analysis.

Список литературы

1. Гасников А. Современные численные методы оптимизации. М., 2021. Р. 163–183.
2. Клетте Р. Компьютерное зрение Теория и алгоритмы. М., 2019. Р. 117–147.
3. Конушин А. Компьютерное зрение. М, 2021. Р. 24–51.
4. Szeliski R. // Computer Vision: Algorithms and Applications. 2010. Р. 207–238.
5. Гулицкий А. Применение сверточных нейронных сетей для задачи детектирования объектов в реальном времени. 2020. Р. 63–86.