Отчет по экспериментам с данными MNIST

- 1. Изменение количества эпох
- 2. Изменение размера батчей
- 3. Изменение размера изображений
- 4. Изменение архитектуры модели

Настройки модели

1. Изменение количества эпох

Цель: Определить оптимальное количество эпох для обучения модели, чтобы избежать переобучения и достичь высокой точности.

Метод: Наблюдение за изменением функции потерь (loss) и точности (accuracy) на тренировочных и валидационных данных.

Результаты:

- 5 эпох: Быстрое обучение, но недостаточная точность. Модель не распознала цифру 0.
- 50 эпох: Длительное обучение. Модель не распознала цифры 0 и 8, что указывает на возможное переобучение.

Выводы: Оптимальное количество эпох находится между 5 и 50. Необходимо провести дополнительные эксперименты, чтобы найти баланс между временем обучения и точностью модели.

2. Изменение размера батчей

Цель: Определить влияние размера батчей на скорость и качество обучения модели. Метод: Сравнение моделей, обученных с различными размерами батчей (например, 32, 64, 128).

Результаты:

- Маленькие батчи (32): Более шумное обучение, но возможно лучшее обобщение.
- Большие батчи (128): Быстрее обучение, но возможна потеря точности.

Выводы: Оптимальный размер батча зависит от задачи и данных. Необходимо провести дополнительные эксперименты для определения наилучшего размера.

3. Изменение размера изображений

Цель: Определить оптимальный размер входных изображений для баланса между точностью модели и временем обучения.

Метод: Обучение модели на изображениях различных размеров и наблюдение за изменением точности и времени обучения.

Результаты:

- Размер меньше 10x10: Недостаточно информации для свертки. Модель не может эффективно распознавать цифры.
- Размер 10х10: Модель не распознает цифру 8. Возможно, изображение слишком маленькое для извлечения необходимых признаков.

• Размер 50х50: Очень долгое обучение. Модель не распознает цифры 0 и 8. Возможно, требуется увеличение количества эпох для лучшего обучения, но это также увеличит время обучения.

Выводы: Оптимальный размер изображения должен быть достаточно большим для извлечения необходимых признаков, но не настолько большим, чтобы значительно увеличивать время обучения. Размер 28x28, используемый в стандартном наборе данных MNIST, является хорошим компромиссом. Однако, если доступны дополнительные вычислительные ресурсы, можно экспериментировать с размерами чуть больше, например, 32x32, для возможного улучшения точности.

4. Изменение архитектуры модели

Цель: Определить, как изменение архитектуры модели влияет на точность, время обучения и риск переобучения.

Метод: Варьирование количества слоев, функций активации, количества фильтров и полносвязных слоев, а также наблюдение за изменением производительности модели. Результаты:

- Увеличение количества слоев: Повышает способность модели извлекать сложные признаки, но увеличивает время обучения и риск переобучения.
- Изменение функций активации: Различные функции активации могут влиять на скорость сходимости и точность модели. Например, ReLU часто используется для ускорения обучения.
- Увеличение количества фильтров: Позволяет модели извлекать больше признаков, но увеличивает затраты памяти и время обучения.
- Увеличение количества полносвязных слоев: Может улучшить точность, но также увеличивает риск переобучения и затраты памяти.

Выводы: Увеличение сложности модели может привести к улучшению точности, но также увеличивает затраты памяти, время обучения и риск переобучения. Необходимо находить баланс между сложностью модели и её способностью к обобщению. Рекомендуется использовать методы регуляризации, такие как Dropout, для снижения риска переобучения. Оптимальные параметры модели

Настройки модели

Для корректной обработки данных были выбраны следующие параметры:

Размер изображения: 30x30

• Количество эпох: 20

• Размер батча: 256 (или 128)

Архитектура модели:

Количество слоев: 7

- 2 линейных слоя
- 2 пуллинговых слоя
- 1 слой Flatten
- 2 полносвязных слоя (один из них выходной)