**1 Слайд - Цель отчета и задачи**

Цель отчета — подвести итоги работы над дипломным проектом за последний семестр, с акцентом на улучшение моделей классификации дефектов.

1. **Написание второй главы:**

* Детализирована постановка задачи и описаны этапы предобработки данных и аугментации (augmentation — расширение данных).
* Проанализированы результаты обучения.

1. **Модификация базовой модели:**

* Добавлены классификационные отчеты (classification reports — отчеты по классификации), включая Precision (точность), Recall (полнота) и F1-score (F1-оценка).
* Построены графики обучения и матрицы ошибок (confusion matrices — матрицы ошибок).
* Автоматизировано сохранение метрик и гиперпараметров (hyperparameters — гиперпараметры).

1. **Обучение AlexNet и VGG-16:**

* Реализованы и протестированы две новые архитектуры.

1. **Сравнительный анализ:**

* Построена таблица метрик, выявлены сильные и слабые стороны моделей.

В результате удалось расширить функционал, протестировать новые модели и провести их анализ, что является важным этапом проекта.

**2 Слайд - Новая структура данных и методы их обработки**Работа с данными была ключевым этапом, так как от их качества зависит производительность модели.

1. **Описание данных:**

Датасет состоит из 6803 изображений трёх классов:

* Dent (вмятины) — механические деформации.
* Fastener Damage (повреждение крепежных элементов) — дефекты болтов и винтов.
* Rupture (разрывы) — трещины и разрывы.
* Реалистичные условия съемки: разные углы, освещение, фон.

1. **Предобработка данных:**

* Приведение изображений к размеру 640×640 пикселей.
* Нормализация (normalization — масштабирование) значений пикселей в диапазон 0–1.

1. **Аугментация данных:**

* Использованы повороты, масштабирование, отражения, изменение яркости и контрастности.
* Методы применены только к тренировочной выборке.

1. **Результат:**

* Данные разделены на обучающую, валидационную и тестовую выборки.
* Аугментация снизила риск переобучения и повысила способность модели к обобщению.

Эти шаги обеспечили качественную основу для дальнейшего обучения моделей.

**3 слайд - Модификация базовой модели**

Для повышения производительности базовой модели были внесены значительные изменения.

1. **Ключевые модификации:**

**Взвешенная функция потерь (loss function — функция потерь):**

* Учтён дисбаланс классов, чтобы улучшить классификацию менее представленных дефектов.

**Расширенная аугментация (augmentation — расширение данных):**

* Добавлены изменение яркости, контрастности и отражения.

**Визуализация результатов:**

* Реализованы отчёты по классификации (classification reports — отчеты), включая Precision (точность), Recall (полнота) и F1-score (F1-оценка).
* Построена матрица ошибок (confusion matrix — матрица ошибок).

1. **Результаты:**

* Общая точность: 40%.
* Для класса "Dent": F1-score — 0.41 (Precision — 0.30, Recall — 0.65).
* Для класса "Fastener Damage": F1-score — 0.43.
* Для класса "Rupture": F1-score — 0.42.

1. **Выводы:**

* Изменения улучшили производительность модели, особенно для редких классов.
* Базовая модель стала конкурентоспособной с более сложными архитектурами.

**4 слайд - Новые модели: AlexNet и VGG-16**

Для сравнения с базовой моделью были добавлены и обучены две новые архитектуры.

1. **AlexNet:**

**Особенности:**

* Глубокая архитектура с большими фильтрами.
* Используются дропаут-слои (dropout layers — слои исключения) для борьбы с переобучением.

**Результаты:**

* Точность: 50%.
* F1-score для "Dent" — 0.52, для "Rupture" — 0.52.

1. **VGG-16:**

**Особенности:**

* Глубокая архитектура с небольшими фильтрами (3×3).
* Высокая вычислительная сложность.

**Результаты:**

* Точность: 55%.
* F1-score для "Dent" — 0.62, для "Rupture" — 0.60.

1. **Выводы:**

* AlexNet и VGG-16 превосходят базовую модель, особенно в распознавании редких классов.
* VGG-16 показала наилучшие результаты, но её сложность требует больше ресурсов.

**5 слайд - Сравнительный анализ моделей**

Сравнение моделей позволило выявить их сильные и слабые стороны.

1. **Базовая модель:**

**Точность (accuracy — точность):** **40%**.

* Лучше всего справляется с "Dent" (F1-score — 0.41, Recall — 0.65 (полнота)).
* Проблемы с "Fastener Damage" (F1-score — 0.43) и "Rupture" (F1-score — 0.42).

1. **AlexNet:**

**Точность:** **50%**.

* Более сбалансированные результаты по классам.
* F1-score для "Rupture" (разрывы) — 0.52.

1. **VGG-16:**

**Точность:** **55%**.

* Лучшая модель по всем классам:
* "Dent" (вмятины): F1-score — 0.62.
* "Fastener Damage" (повреждение крепежных элементов): F1-score — 0.58.
* "Rupture": F1-score — 0.60.

1. **Выводы:**

* AlexNet и VGG-16 продемонстрировали преимущества глубокой архитектуры (deep architecture — глубокая архитектура).
* Базовая модель остаётся менее сложной, но требует дальнейших улучшений.

**6 слайд - Улучшения базовой модели и их результаты**

Базовая модель была улучшена, что позволило повысить её производительность.

1. **Внесённые улучшения:**

**Взвешенная функция потерь (loss function — функция потерь):**

* Учитывает дисбаланс данных (data imbalance — дисбаланс данных), улучшая классификацию редких дефектов.

**Расширенная аугментация данных (augmentation — расширение данных):**

* Добавлены изменение яркости (brightness — яркость), контрастности (contrast — контрастность) и горизонтальные отражения (horizontal flipping — горизонтальные отражения).

**Визуализация результатов (visualization — визуализация):**

* + - Реализованы отчёты по классификации (classification reports — отчёты), включая Precision (точность), Recall (полнота) и F1-score (F1-оценка).
    - Построена матрица ошибок (confusion matrix — матрица ошибок).

1. **Результаты:**

**Общая точность (accuracy — точность):** **40%**.

**Класс "Dent" (вмятины):**

F1-score — **0.41**, Precision (точность) — **0.30**, Recall (полнота) — **0.65**.

**Класс "Fastener Damage" (повреждение крепежных элементов):**

F1-score — **0.43**.

**Класс "Rupture" (разрывы):**

F1-score — **0.42**.

1. **Выводы:**

* Улучшения значительно повысили точность модели для всех классов.
* Модель продемонстрировала устойчивость к дисбалансу данных, но требует дальнейшей оптимизации (optimization — оптимизация).