**Пояснительная записка**

для итогового проекта на тему «Разработка готового решения для задач классификации и детекции пигментных поражений кожи» студента направления DSU-52 Литау Игоря Сергеевича.

# **Введение**

## **Немного о проблеме**

Диагностика пигментных поражений кожи является одной из актуальных задач современной медицины. Пигментные образования, такие как невусы и меланомы, представляют собой серьезную угрозу для здоровья человека. Меланома, в частности, является одной из наиболее агрессивных форм рака кожи, характеризующейся быстрым метастазированием и высокой смертностью. Согласно данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), ежегодно регистрируется около 132 тысяч новых случаев меланомы, причем заболеваемость продолжает расти, особенно в странах с высоким уровнем ультрафиолетового излучения. Ранняя диагностика и своевременное лечение значительно повышают шансы на выживание пациентов, однако сложность визуального распознавания пигментных поражений на ранних стадиях делает эту задачу крайне сложной.

Традиционные методы диагностики включают клинический осмотр, дерматоскопию и гистологическое исследование. Дерматоскопия, как один из основных инструментов, позволяет врачам детально изучить структуру пигментных образований, однако ее точность во многом зависит от опыта специалиста. Гистологический анализ, хотя и является "золотым стандартом", требует инвазивного вмешательства и не всегда применим на ранних этапах диагностики.

В последние годы все большую роль в диагностике пигментных поражений кожи играют методы компьютерного зрения и искусственного интеллекта. Эти технологии позволяют автоматизировать процесс анализа изображений кожи, повышая точность и скорость диагностики. Алгоритмы машинного обучения, обученные на больших наборах данных, способны выявлять ранние признаки меланомы и других пигментных поражений с высокой точностью, что делает их ценным инструментом для поддержки врачей.

Работа в этом направлении имеет огромное значение для улучшения качества диагностики и снижения смертности от меланомы. Разработка и внедрение систем на основе компьютерного зрения могут не только повысить доступность ранней диагностики, но и снизить нагрузку на медицинский персонал, что особенно важно в условиях растущей заболеваемости. Таким образом, интеграция современных технологий в медицинскую практику открывает новые перспективы для борьбы с пигментными поражениями кожи и улучшения здоровья населения.

## **Цели и задачи**

Исходя из вышеизложенного, целью работы является разработать готовое решение для задачи классификации и детекции пигментных поражений кожи с применением методов компьютерного зрения.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- подобрать данные для обучения и тестирования;

- подготовить данные для обучения и тестирования;

- выбрать наилучшую модель для классификации и сегментации;

- обучить выбранные модели и оценить метрики;

- реализовать готовое решение

# **Знакомство с данными**

Для решения поставленных задач было решено выбрать данные дерматоскопических изображений, собранных в медицинских учреждениях ([ISIC](https://www.isic-archive.com/)).

## **Классификация**

Название: Skin Cancer MNIST: HAM10000.

Размер: 10,015 изображений кожных новообразований.

Классы: 7 типов кожных заболеваний:

* akiec — Actinic keratoses (актинический кератоз и плоскоклеточный рак);
* bcc — Basal cell carcinoma (базальноклеточная карцинома);
* bkl — Benign keratosis-like lesions (доброкачественные кератозы);
* df — Dermatofibroma (дерматофиброма);
* mel — Melanoma (меланома);
* nv — Melanocytic nevi (меланоцитарный невус);
* vasc — Vascular lesions (сосудистые поражения);

Характеристики изображений:

* Разрешение: 450x600 пикселей;
* Формат: JPEG.

Преимущества датасета:

* Большой объем данных (10,015 изображений);
* Разнообразие классов (7 типов заболеваний);
* Высокое качество изображений.

Проблемы датасета:

* Дисбаланс классов;
* Необходимость предобработки данных (нормализация, аугментация).

Самая большая проблема датасета это дисбаланс. Класс nv (Melanocytic nevi) составляет 67% от всех данных.

Для решения этой проблемы использовали 3 подхода:

* взвешивание классов (class weighting);
* вычисления весов для сэмплера и последующей балансировке батчей
* (WeightedRandomSampler)
* oversampling (за счет дублирования изображений минорных классов) и последующие transforming и augmenting (для предупреждения переобучения модели).

Наилучшим решением оказался oversampling. При этом подходе метрики моделей улучшались.

## **Детекция**

Название: HAM10000 Lesion Segmentations.

* Размер: 10,015 segmentation masks.
* Классы: нет

Характеристики изображений:

* Разрешение: 450x600 пикселей.
* Формат: PNG.

Особых преимуществ и проблем с данными нет, т.к. это специально подготовленные маски для датасета Skin Cancer MNIST: HAM10000.

# **Решение задачи мультиклассовой классификации**

## **Выбор модели классификации**

Сверточные нейронные сети (CNN) являются одним из ключевых инструментов в задачах компьютерного зрения, включая классификацию изображений. Они успешно применяются благодаря своей способности автоматически извлекать иерархические признаки из данных, что делает их особенно эффективными для работы с изображениями.

Для решения нашей задачи было принято решение протестировать три CNN:

* **DenseNet (Densely Connected Network)** - предложенная в 2016 году, отличается плотными соединениями между слоями. В этой архитектуре каждый слой получает на вход выходы всех предыдущих слоев, что способствует эффективному использованию признаков и уменьшению количества параметров;
* **ResNet (Residual Network)** - представленная в 2015 году, революционизировала глубокое обучение благодаря введению "остаточных связей" (skip connections). Эти связи позволяют градиенту свободно проходить через сеть, что решает проблему затухания градиентов в очень глубоких сетях. ResNet может иметь сотни слоев, что делает ее мощным инструментом для задач классификации, особенно когда требуется высокая точность;
* **VGG (Visual Geometry Group)** - одна из классических архитектур CNN, разработанная в 2014 году. Она характеризуется простотой и использованием небольших фильтров (3x3), что позволяет эффективно извлекать признаки на разных уровнях абстракции. Архитектура VGG состоит из последовательных сверточных слоев, за которыми следуют полносвязные слои. Модификация VGG с пакетной нормализацией (VGG bn) улучшает стабильность обучения и ускоряет сходимость.

Каждая из этих архитектур находит свое применение в различных задачах. VGG часто используется в образовательных целях и для задач, где важна простота и интерпретируемость. ResNet широко применяется в задачах, требующих высокой точности, таких как медицинская диагностика или распознавание объектов. DenseNet, благодаря своей эффективности, часто используется в задачах с ограниченными вычислительными ресурсами, например, в мобильных приложениях или embedded-системах.

## **Обучение модели классификации**

Для обучения описанных выше моделей данные разделяются на обучающий (train, 80%), валидационный (val, 5%) и тестовый (test, 15%) наборы. К данным применяются аугментации: изменение размера до 128x128 пикселей, случайные отражения по горизонтали и вертикали, а также нормализация. Данные загружаются батчами по 32 изображения.

Модель CNN инициализируется с предобученными весами, после чего заменяется выходной слой для соответствия количеству классов в задаче. Модель переносится на GPU (если доступно). В качестве функции потерь используется CrossEntropyLoss, а для оптимизации — Adam с learning rate 0.001 и weight decay 0.00001.

Обучение проводится в течение 5 эпох. На каждой эпохе модель обучается на тренировочных данных, после чего оценивается на валидационном наборе. Метрики (потери и точность для train и val) записываются в CSV-файл для последующего анализа. После обучения модель тестируется на тестовом наборе, и строится матрица ошибок для оценки качества классификации.

В завершение визуализируются графики потерь и точности для train и val, что позволяет оценить динамику обучения и выявить переобучение. Этот процесс обеспечивает эффективное обучение модели с контролем качества на каждом этапе.

## **Оценка метрик**

**DenseNet-121** демонстрирует наилучшие результаты по большинству метрик. Она имеет самый низкий Test Loss (0.203), высокую Accuracy (0.924), а также высокие значения Precision, Recall и F1-Score (0.93). Это указывает на то, что DenseNet-121 лучше справляется с классификацией изображений, обеспечивая высокую точность и стабильность. Кроме того, она показывает хорошие результаты по всем классам, особенно выделяясь в классах 0, 1, 3 и 6, где достигает почти идеальных значений Precision и Recall.

**ResNet-101** также показывает достойные результаты, но немного уступает DenseNet-121. Test Loss составляет 0.221, Accuracy — 0.921, а Precision, Recall и F1-Score — 0.93, 0.92 и 0.92 соответственно. ResNet-101 хорошо работает на большинстве классов, но в некоторых случаях (например, класс 5) наблюдается снижение Recall, что может указывать на проблемы с обнаружением объектов этого класса.

**VGG-13\_bn** имеет худшие показатели среди трех моделей. Test Loss составляет 0.288, Accuracy — 0.892, а Precision, Recall и F1-Score — 0.89. Хотя модель показывает приемлемые результаты для некоторых классов (например, класс 3), в целом она менее точна и стабильна, особенно в классах 2 и 5.

**Вывод:** Наилучшей моделью для данной задачи является DenseNet-121, так как она обеспечивает наивысшую точность и стабильность по всем ключевым метрикам. ResNet-101 можно рассматривать как альтернативу, если важна скорость обучения (28.9 мин против 29.55 мин у DenseNet-121). VGG-13\_bn, несмотря на более быстрое время обучения, уступает по качеству и не рекомендуется для использования в данной задаче.

На заключительном этапе выбора модели для реализации многоклассовой классификации модель DenseNet-121 была обучена на всех данных в течении 10 эпох. Метрики финального обучения составили:

* Test Loss - 0.135
* Accuracy - 0.95
* Precision - 0.96
* Recall - 0.95
* F1-score - 0.95
* Train Time - 70.06 мин

# **Решение задачи сегментации**

## **Выбор модели сегментации**

Сверточные нейронные сети (CNN) играют ключевую роль в задачах сегментации объектов на изображениях. Сегментация — это процесс разделения изображения на области, соответствующие различным объектам или частям объектов. CNN эффективно справляются с этой задачей благодаря своей способности автоматически извлекать иерархические признаки из изображений. В отличие от классификации, где CNN определяет класс всего изображения, в сегментации сеть должна присвоить метку каждому пикселю изображения.

Для решения нашей задачи было принято решение протестировать две CNN:

* **U-Net**: Эта архитектура использует симметричную структуру с энкодером и декодером, соединенными skip-connections. Эти соединения передают информацию из энкодера в декодер, что помогает сохранить детали изображения и улучшить точность сегментации на границах объектов. U-Net особенно эффективна в задачах биомедицинской сегментации, где важна высокая точность;
* **DeepLabV3**: Эта архитектура использует атрокусные свертки (atrous convolutions) и пирамидальные pooling-слои (ASPP), чтобы захватывать контекст на разных масштабах. Это позволяет модели лучше справляться с объектами разного размера и сложными сценами. DeepLabV3 часто используется в задачах сегментации сцен, таких как автономное вождение, где важно учитывать контекст.

Каждая из этих архитектур находит свое применение в различных задачах. U-Net лучше подходит для задач, где важна точность на границах объектов (например, медицинские изображения), а DeepLabV3 — для задач, где требуется учет контекста и объектов разного масштаба (например, сегментация сцен).

## **Обучение модели сегментации**

Половину от исходного набора данных делили на обучающий (train, 80%), валидационный (val, 5%) и тестовый (test, 15%) наборы. Это делалось для экономии времени и вычислительных ресурсов. К данным применялись аугментации и преобразования: изображения изменялись до размера 256x256 пикселей и нормализовались для улучшения сходимости модели.

Модели U-Net или DeepLabV3 инициализирвали с заданными параметрами. В качестве функции потерь использовали BCEWithLogitsLoss (бинарная кросс-энтропия с логитами), а IoU (Intersection over Union) и Dice Coefficient для оценки точности моделей. Эти функции позволяли оценивать, как точность классификации пикселей, так и качество сегментации на уровне объектов. Оптимизатор Adam с learning rate 0.001 и weight decay 0.00001.

Обучение проводится в течение 5 эпох. На каждой эпохе модель обучается на батчах размером 16 изображений. После каждой эпохи модель оценивается на валидационном наборе, чтобы отслеживать переобучение. Метрики, такие как Train Loss, Train IoU Accuracy, Train Dice Accuracy, Val Loss, Val IoU Accuracy и Val Dice Accuracy, записываются в CSV-файл для последующего анализа.

Для визуализации результатов накладывались оригинальная маска и предсказанная маска на исходное изображение, что позволяло наглядно оценить качество сегментации. Также строялись графики потерь и точности (IoU и Dice) для обучающего и валидационного наборов, чтобы отслеживать динамику обучения.

## **Оценка метрик**

**DeepLabV3** демонстрирует следующие результаты: время обучения на 5 эпох составляет 43.61 минуты, значение функции потерь (BCEWithLogitsLoss) — 0.175, метрика IoU — 0.791, а Dice Coefficient — 0.882. Графики показывают, что потери (train\_loss) снижаются, но не так быстро, как у U-Net, а значения IoU и Dice на валидации (val\_jou и val\_dice) достигают уровня около 0.6–0.8. Это указывает на хорошую производительность модели, но с более длительным временем обучения и меньшей точностью.

**U-Net** показывает лучшие результаты: время обучения — 31.75 минуты, значение функции потерь — 0.152, IoU — 0.892, а Dice Coefficient — 0.942. Графики подтверждают, что потери (train\_loss) снижаются быстрее, а значения IoU и Dice на валидации достигают более высоких значений (около 0.8–0.9). Это свидетельствует о более высокой точности и эффективности модели по сравнению с DeepLabV3.

**Вывод:** U-Net является лучшей моделью для задачи сегментации изображений, так как она обеспечивает более высокую точность (IoU и Dice Coefficient), меньшее значение функции потерь и меньшее время обучения. DeepLabV3, хотя и демонстрирует достойные результаты, уступает по всем ключевым метрикам. Таким образом, U-Net можно рекомендовать для использования в задачах, где важны точность и скорость обучения.

В завершении, модель **U-Net** обучалась на всех данных в течении 5 эпох (**U-Net full**). Метрики финального обучения составили:

* Test Loss - 0.035;
* IoU (Intersection over Union) - 0.952;
* Dice Coefficient - 0.975;
* Train Time - 77.58 мин.

# **Реализация готового решения**

## **Комплексный подход**

При дерматоскопии, с применением Computer Vision, не всегда достаточно только классифицировать новообразование, иногда область повреждения сложно точно идентифицировать. Именно поэтому в данной работе был применён комплектный подход с объединением CNN для классификации и сегментации изображений. Это может помочь как специалистам, так и обычным людям, которые следят за состоянием своей кожи и контролируют появление новообразований. Конечно же данный «инструмент» не обладает 100% точностью и не способен ставить диагноз, но обратить внимание пользователя на подозрительные участки кожи и тем самым стимулировать визит к специалисту – уже большой вклад в сохранение здоровья населения.

Для обобщения этих методов был реализован класс **FinalProject**. Который на вход принимает изображение, а на выходе возвращает класс изображения, его описание (характеристики, риски, лечение и профилактика), а также исходное изображение с выделенной областью.

# **Полезные ссылки**

Статья [The International Skin Imaging Collaboration](https://www.isic-archive.com/)

Статья [Densely Connected Convolutional Networks](https://arxiv.org/abs/1608.06993)

Статья [Deep Residual Learning for Image Recognition](https://arxiv.org/abs/1512.03385)

Статья [Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition](https://arxiv.org/abs/1409.1556)

Статья [U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation](https://arxiv.org/abs/1505.04597)

Статья [Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation](https://arxiv.org/abs/1706.05587)

[The HAM10000 dataset (Harvord)](https://dataverse.harvard.edu/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.7910/DVN/DBW86T)

[Skin Cancer MNIST: HAM10000 (Kaggle)](https://www.kaggle.com/datasets/kmader/skin-cancer-mnist-ham10000/data)

[HAM10000 Lesion Segmentations (Kaggle)](https://www.kaggle.com/datasets/tschandl/ham10000-lesion-segmentations)