

Face Alignment Experiments Report

Experiments Summary:

Experiment: efficientvit_mse - Model: efficientvit, Loss: mse

300W, AUC: 0.9028

Menpo, AUC: 0.9294

300W, AUC: 0.9028

Menpo, AUC: 0.9294

Experiment: efficientvit_wing - Model: efficientvit, Loss: wing

300W, AUC: 0.9267

Menpo, AUC: 0.9595

300W, AUC: 0.9267

Menpo, AUC: 0.9595

Experiment: efficientnet_mse - Model: efficientnet, Loss: mse

300W, AUC: 0.9170

Menpo, AUC: 0.9391

300W, AUC: 0.9170

Menpo, AUC: 0.9391

Experiment: efficientnet_wing - Model: efficientnet, Loss: wing

300W, AUC: 0.9278

Menpo, AUC: 0.9620

300W, AUC: 0.9278

Menpo, AUC: 0.9620

Experiment: convnext_mse - Model: convnext, Loss: mse

300W, AUC: 0.8736

Menpo, AUC: 0.9023

300W, AUC: 0.8736

Face Alignment Experiments Report

Menpo, AUC: 0.9023

Experiment: convnext_wing - Model: convnext, Loss: wing

300W, AUC: 0.8762

Menpo, AUC: 0.9046

300W, AUC: 0.8762

Menpo, AUC: 0.9046

Face Alignment Experiments Report

Описание экспериментов

В проведенных экспериментах сравнивались различные архитектуры моделей с предобученными весами `efficientvit`, `efficientnet` и `convnext`. Для каждой архитектуры тестировались два типа функций потерь - MSE и Wing. Каждая модель обучалась с использованием одних и тех же настроек обработки данных и аугментаций, что позволило объективно сравнить их эффективность по метрике AUC на наборах данных 300W и Menpo.

Выводы

На основании полученных результатов можно сделать следующие выводы:

1. Модели, использующие функцию потерь Wing, как правило, демонстрируют более высокие значения AUC, особенно на наборе данных Menpo.
2. Среди протестированных архитектур, `efficientnet` с функцией потерь Wing показывает наилучшие результаты.
3. Применение продвинутых методов аугментации и корректной обработки данных способствует повышению стабильности и точности модели.

Гиперпараметры

`BATCH_SIZE` = 128

`NUM_WORKERS` = 4

`LEARNING_RATE` = 0.001

`EPOCHS` = 30

`IMAGE_SIZE` = (224, 224)

`NUM_POINTS` = 68

Face Alignment Experiments Report

TRAIN_VAL_SPLIT = 0.8

CROP_EXPANSION = 5

MAX_ERROR_THRESHOLD = 0.08

LOSS_TYPE = mse

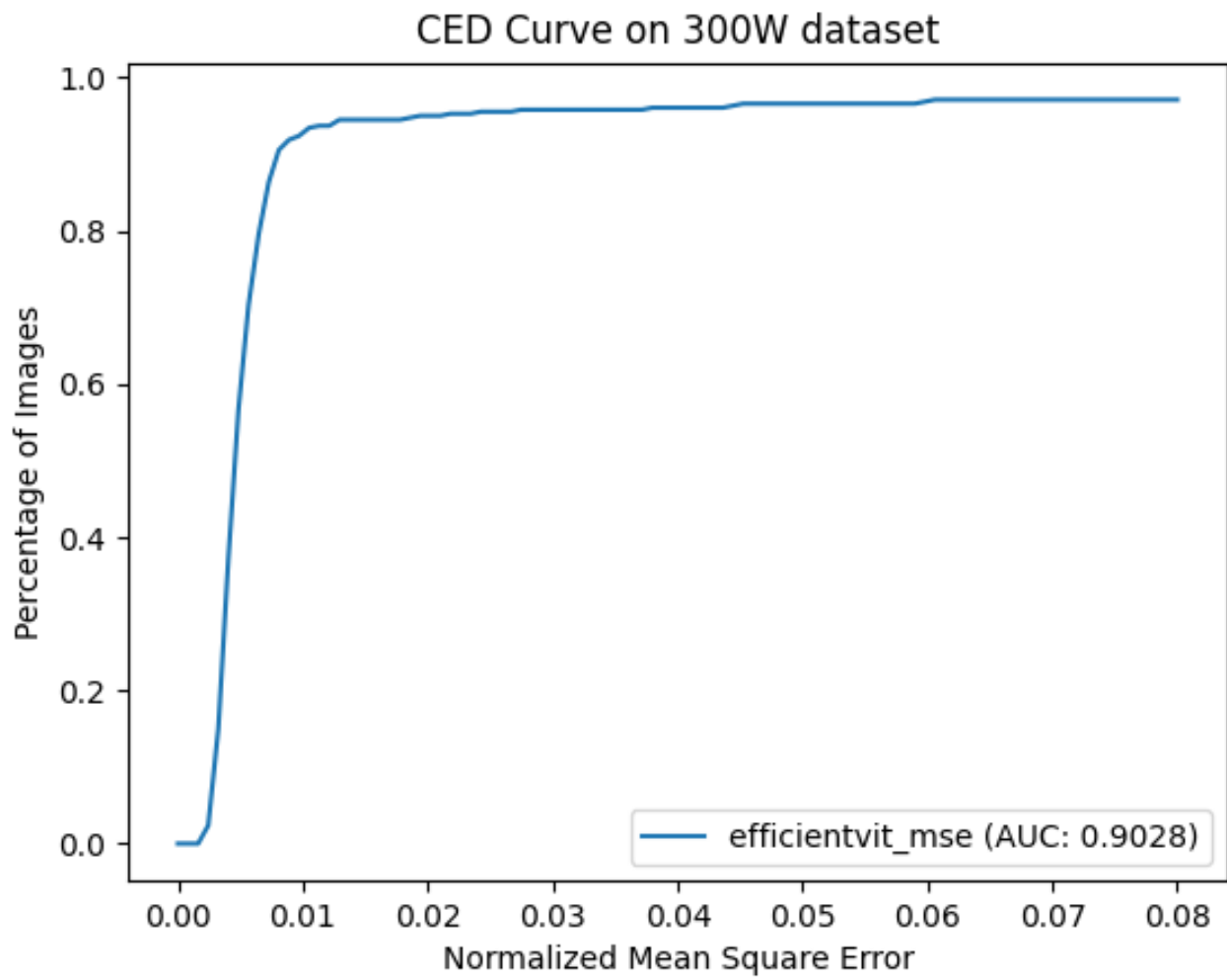
MODEL_TYPE = resnet

Обработка данных

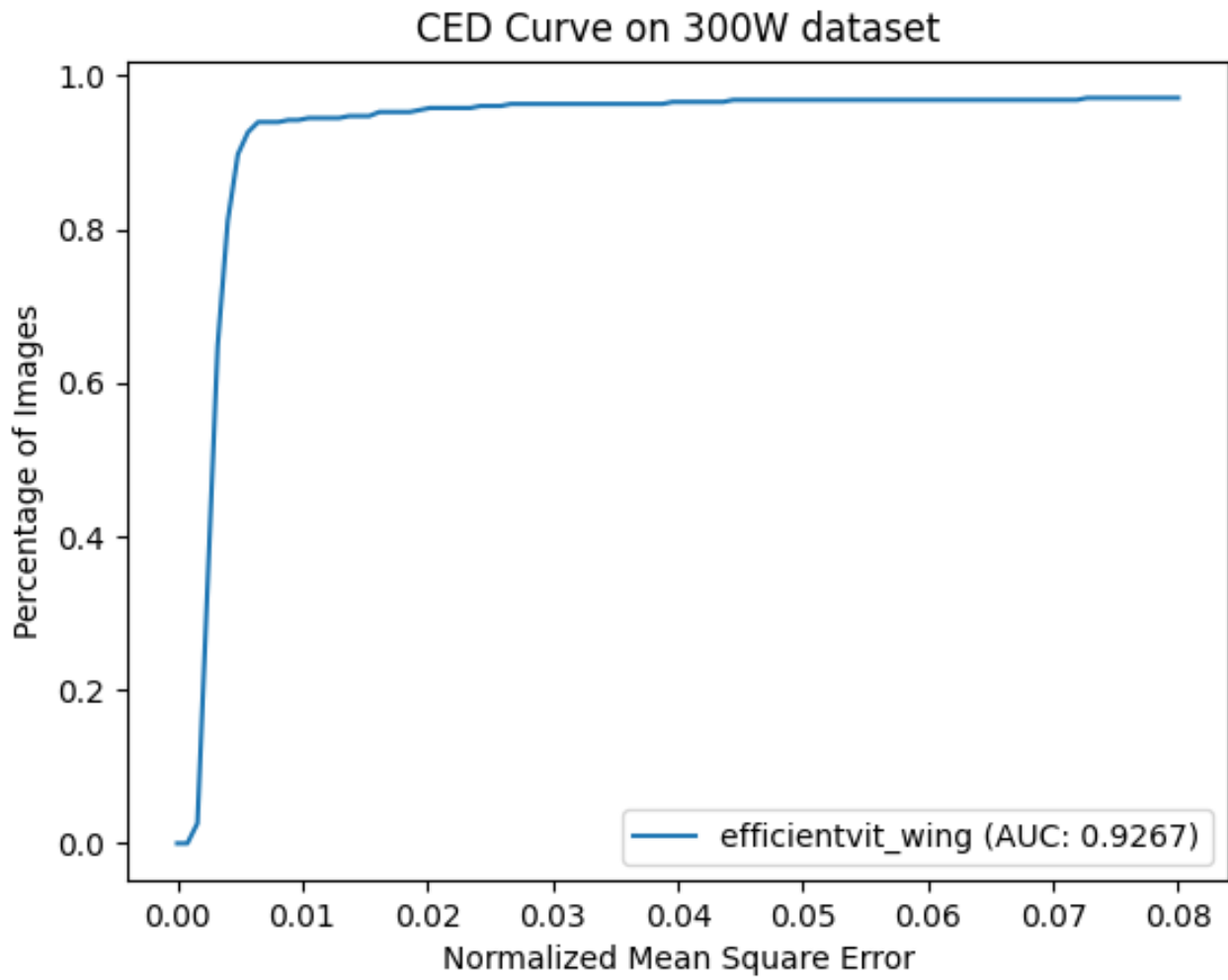
В качестве прямоугольника лица брались модифицированные прямоугольники dlib: левый верхний угол - минимум из левого верхнего угла прямоугольника dlib и самой левой и верхней ключевой точки, аналогично для правого нижнего угла. Также прямоугольник немного расширялся на заданный в конфиге параметр. В качестве аугментаций были использованы RandomBrightnessContrast, GaussianBlur и ToGray. Нормализация происходила со значениями датасета ImageNet, так как использовались предобученные модели.

CED графики

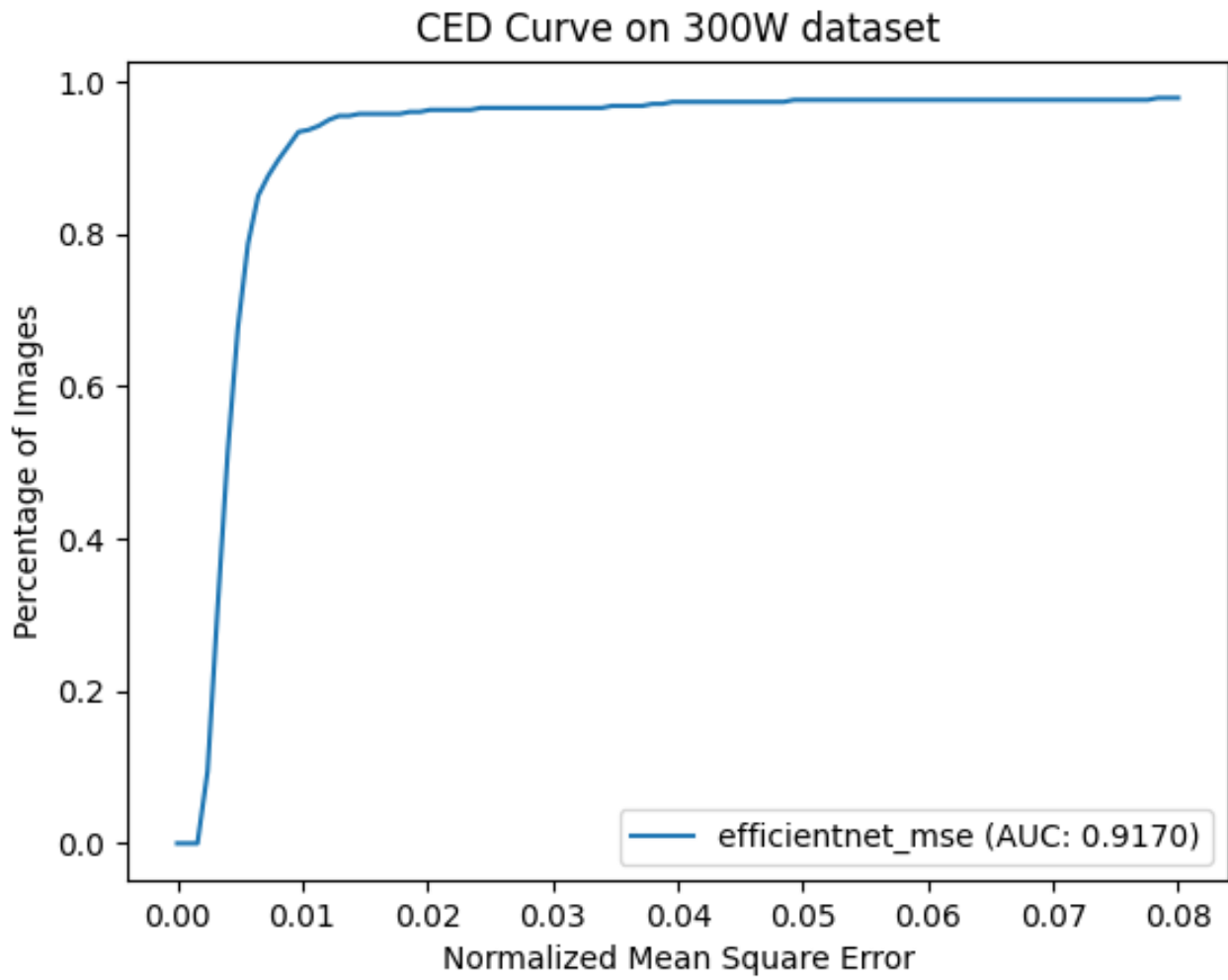
Face Alignment Experiments Report



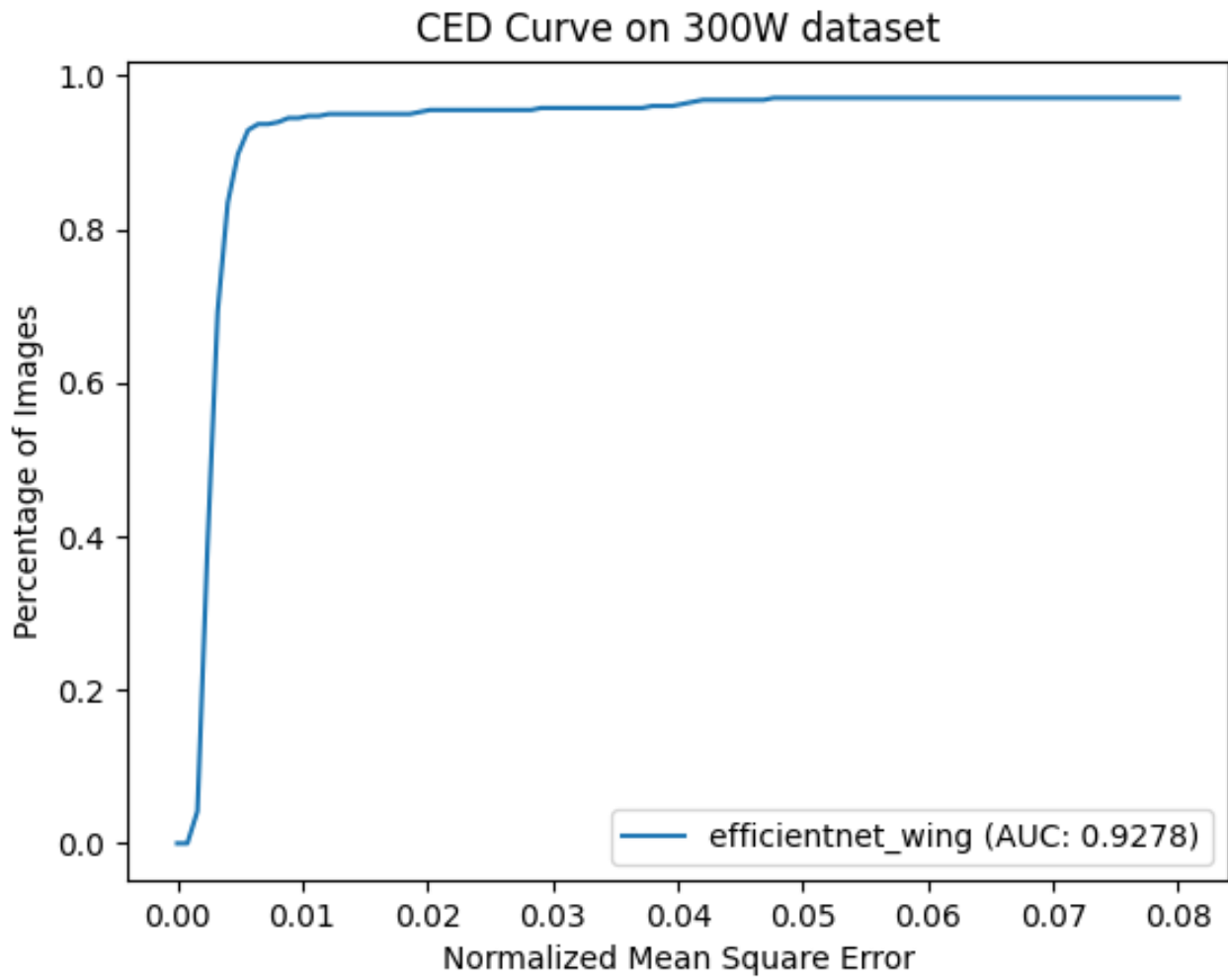
Face Alignment Experiments Report



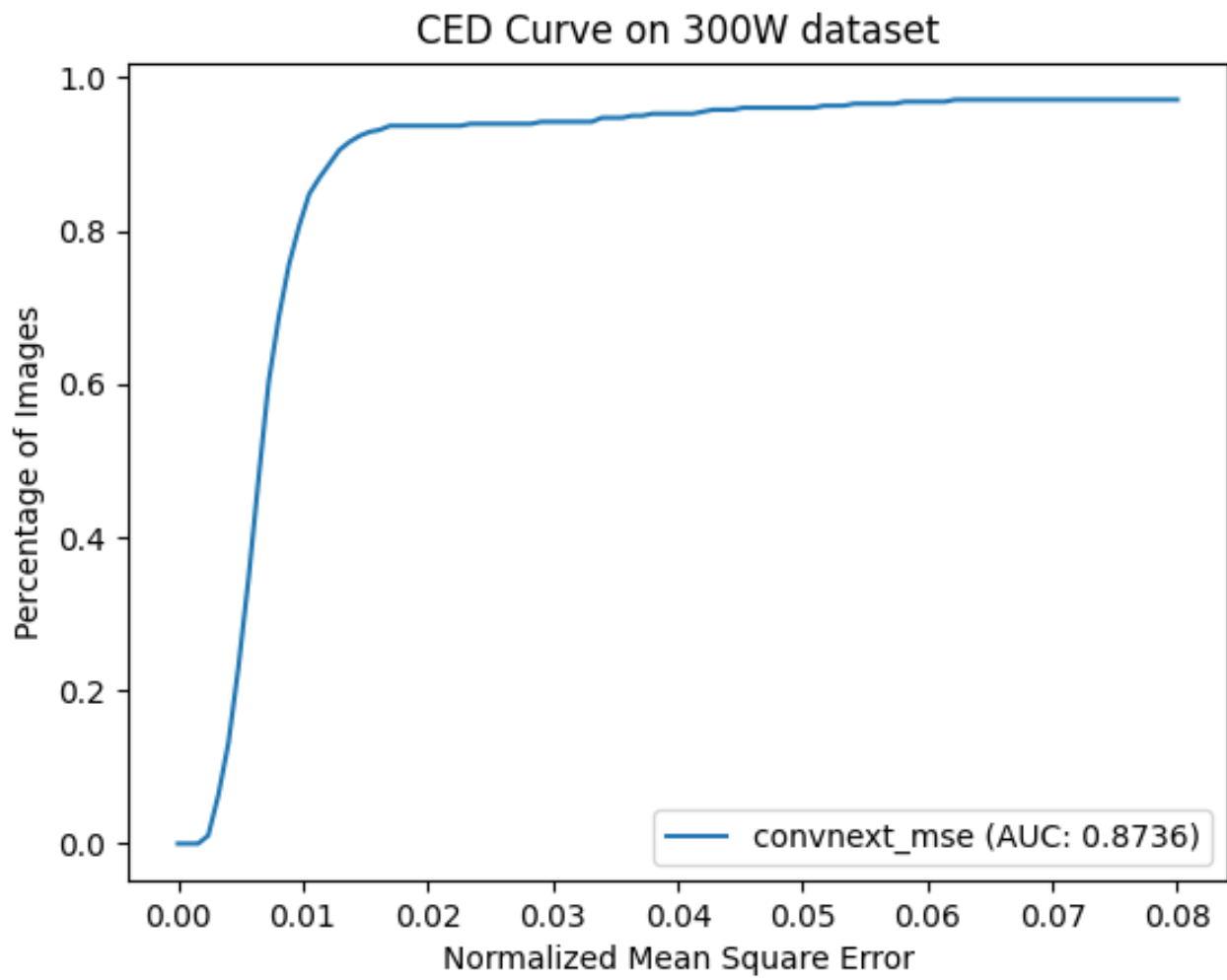
Face Alignment Experiments Report



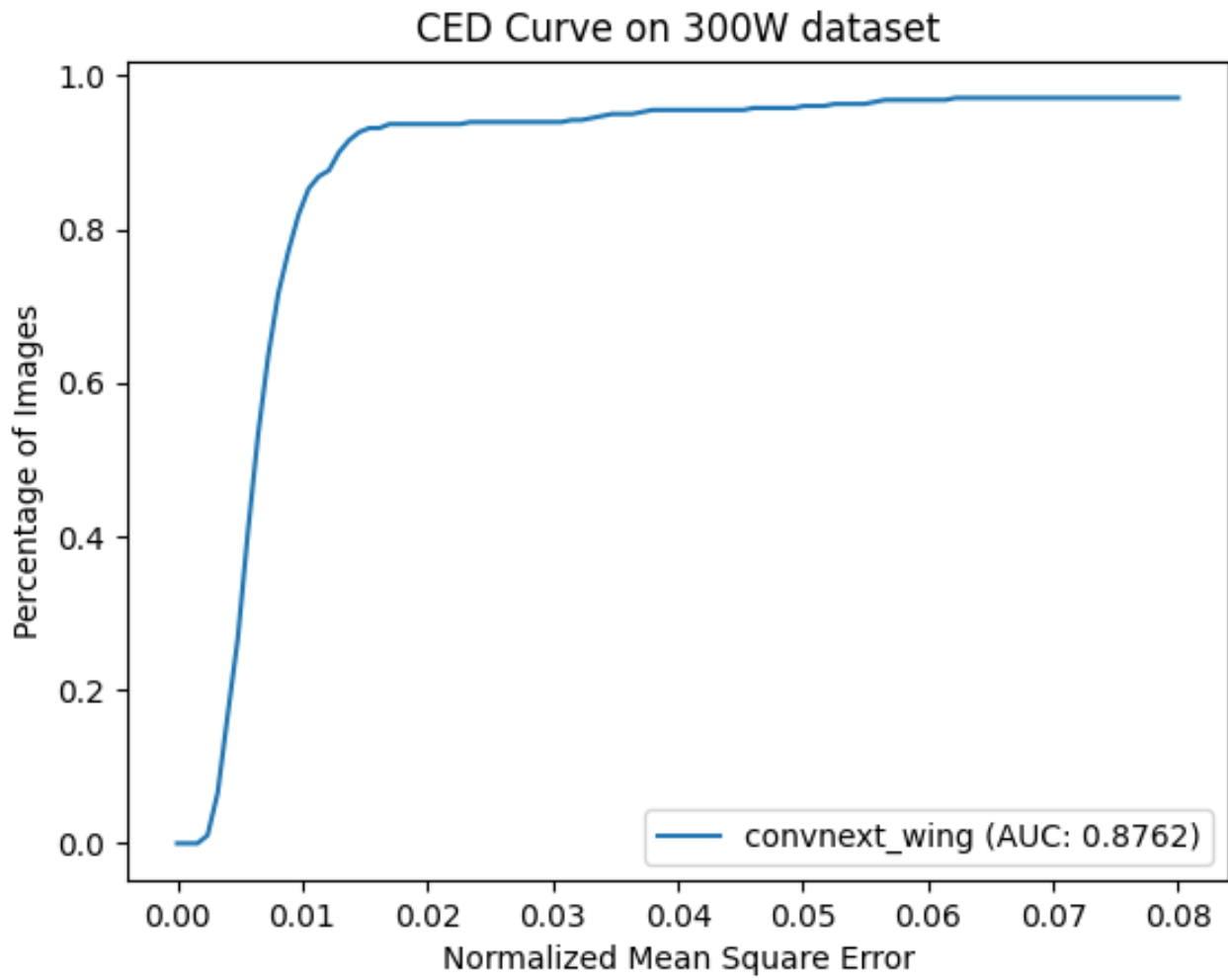
Face Alignment Experiments Report



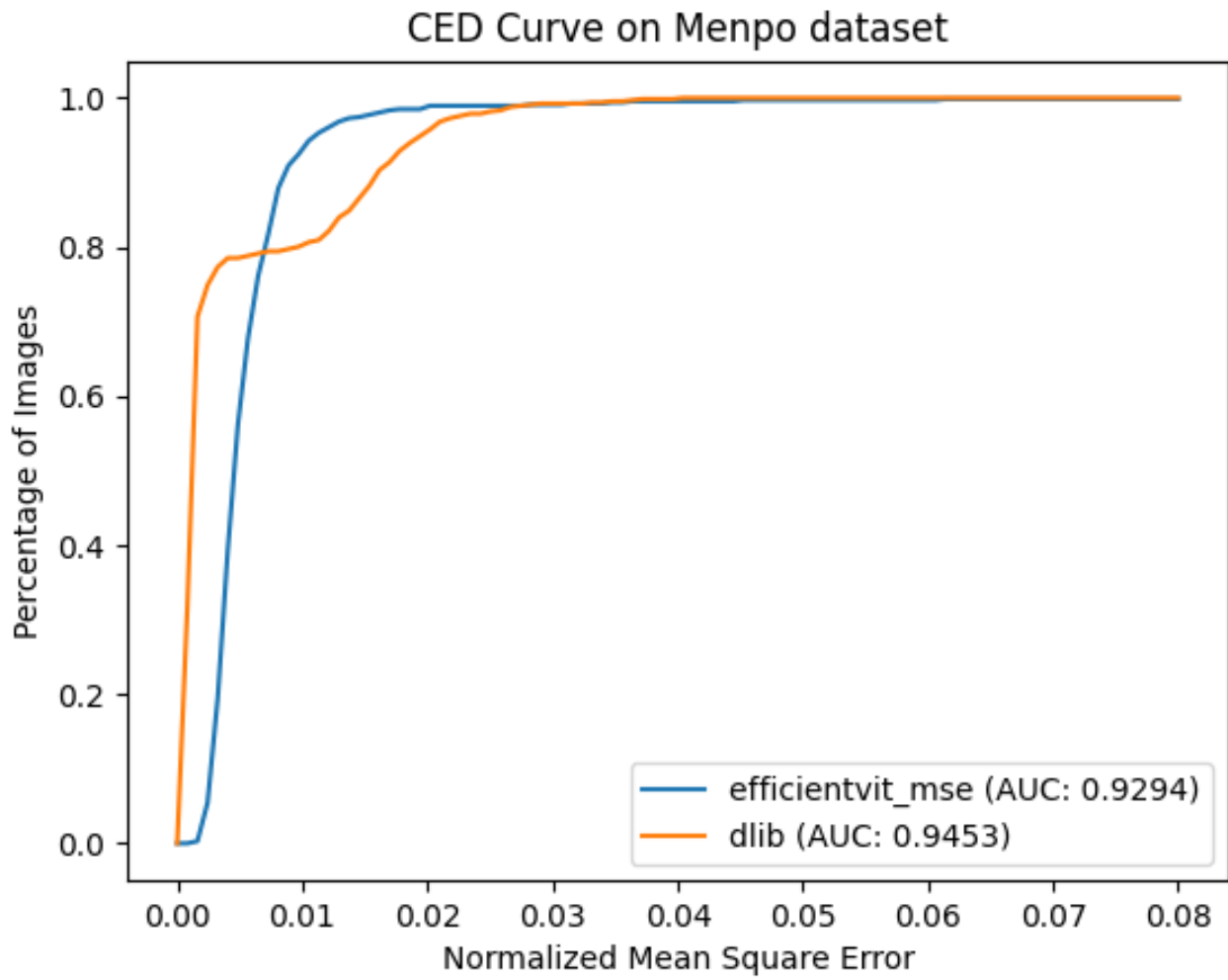
Face Alignment Experiments Report



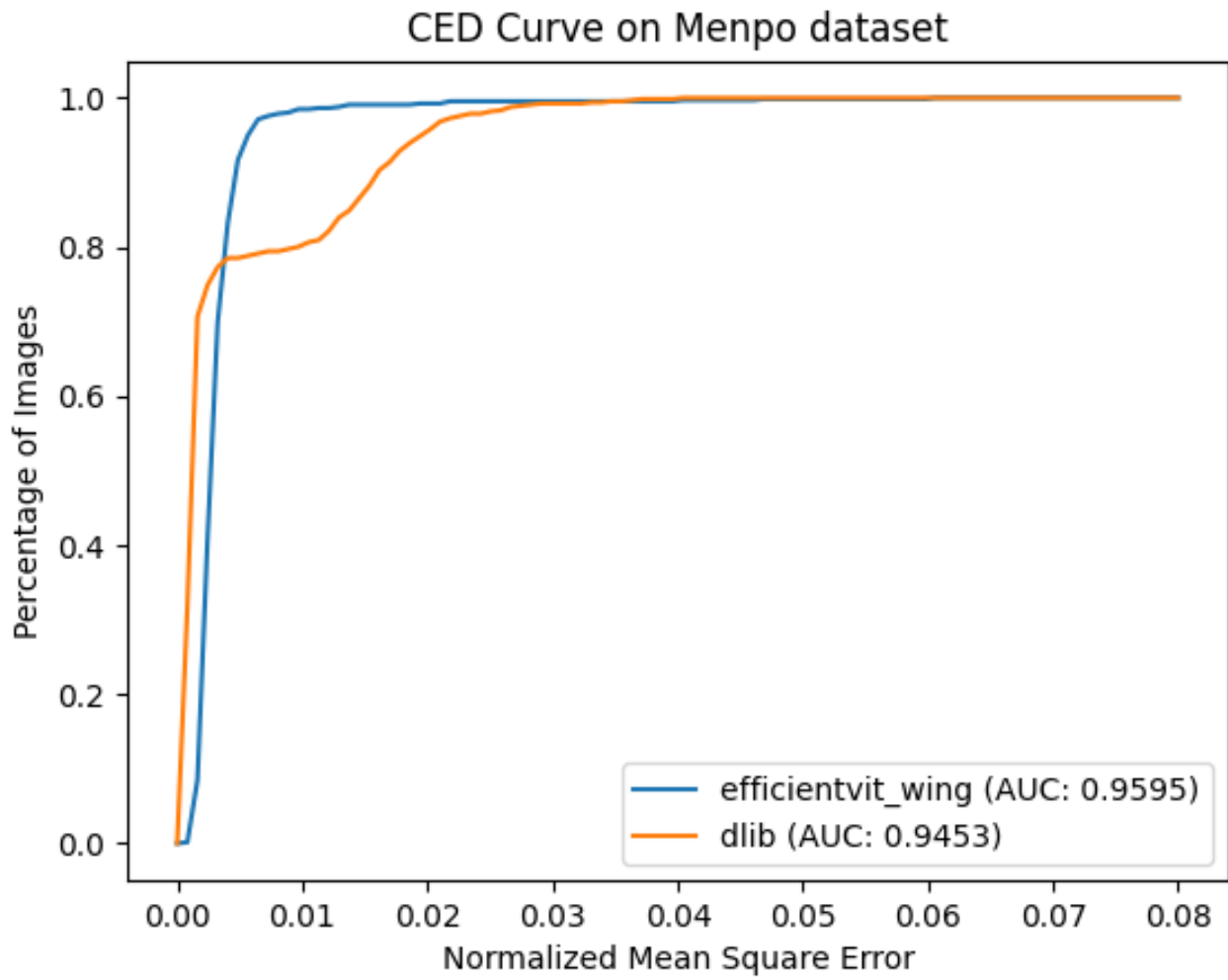
Face Alignment Experiments Report



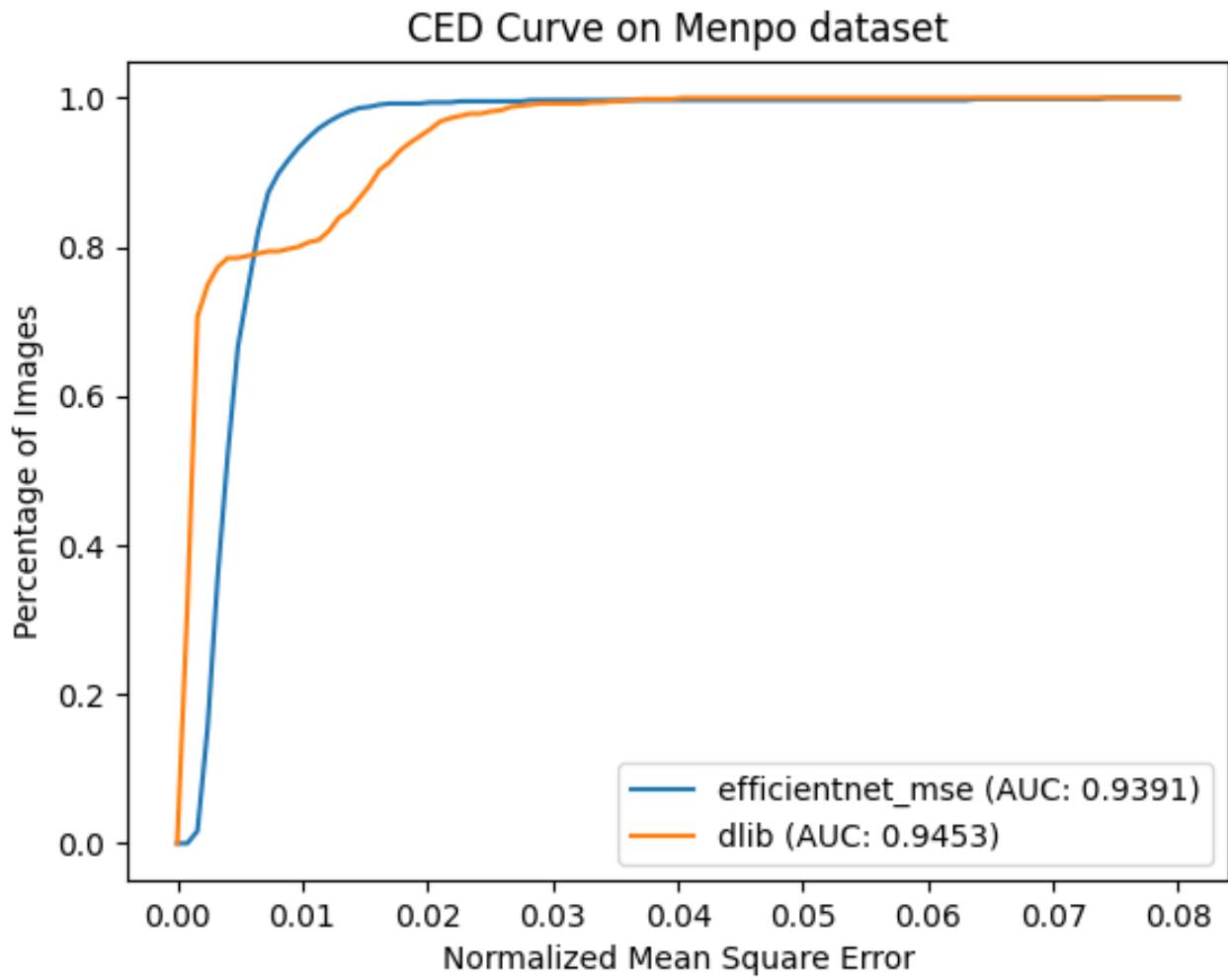
Face Alignment Experiments Report



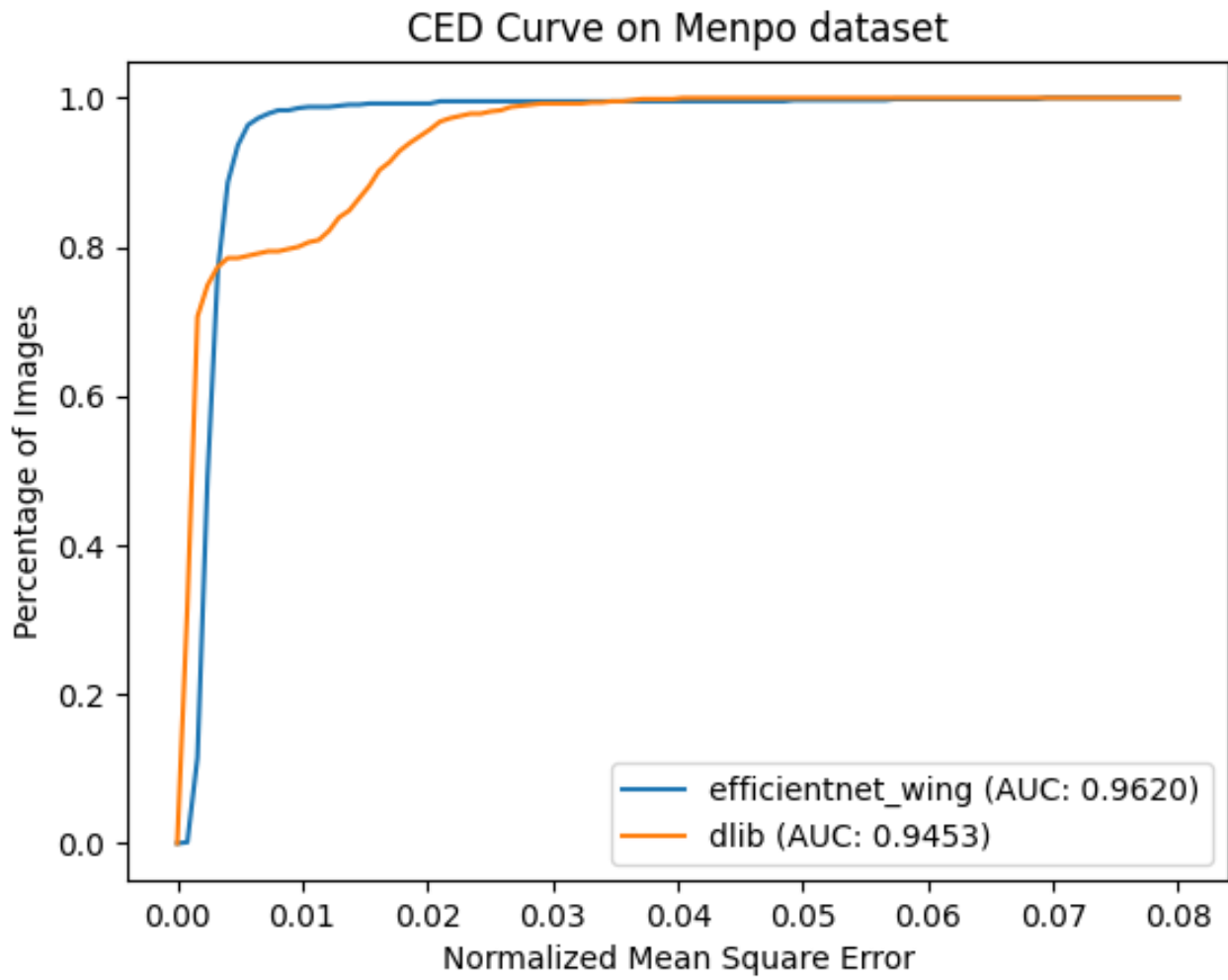
Face Alignment Experiments Report



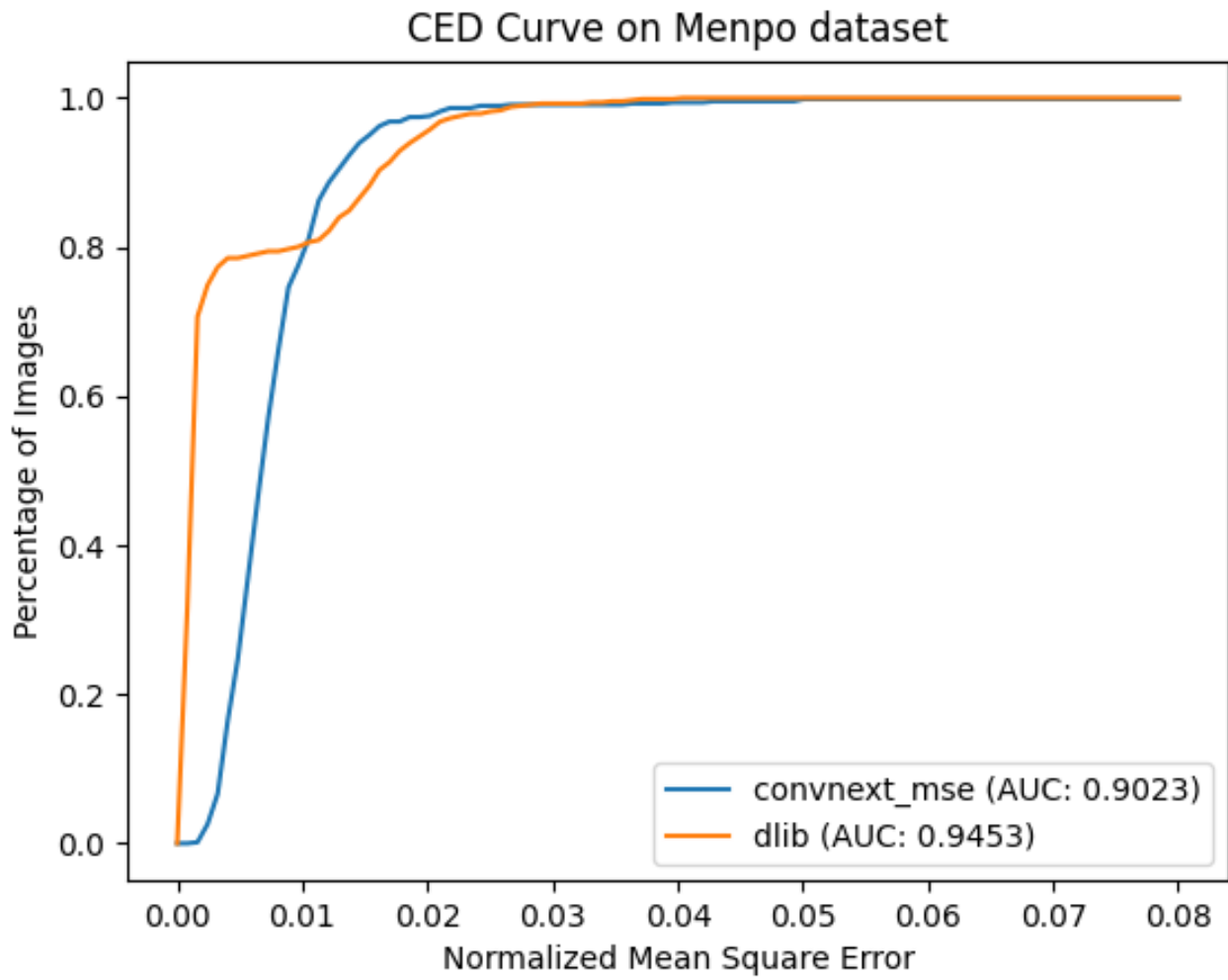
Face Alignment Experiments Report



Face Alignment Experiments Report



Face Alignment Experiments Report



Face Alignment Experiments Report

