

YOLOv11m_Results

Бейзлайн (Результат обучения 10 эпох YOLOv11m):

Precision=0.64743

Recall=0.54047

mAP50=0.56587

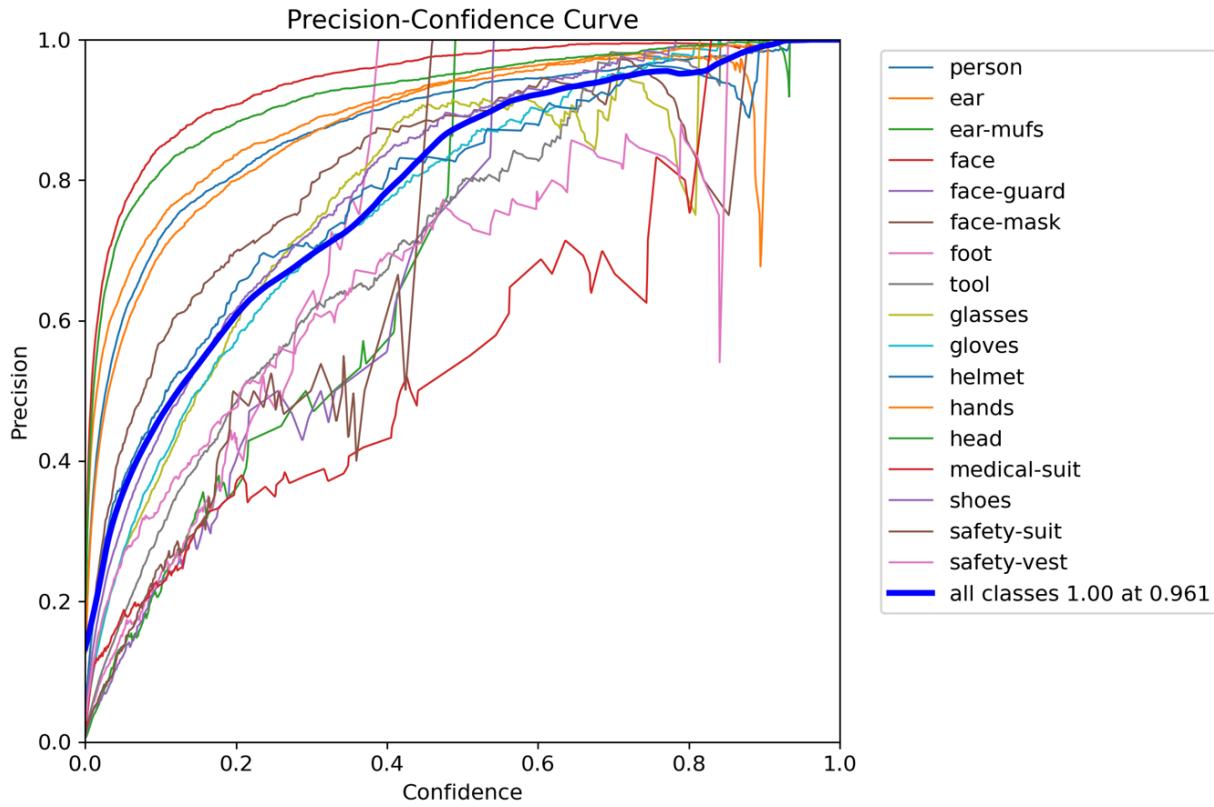
mAP50-95=0.36447

Время работы одной эпохи: ~4 минуты

GPU_mem: ~8.3G

Кривые P, R, PR, F1:

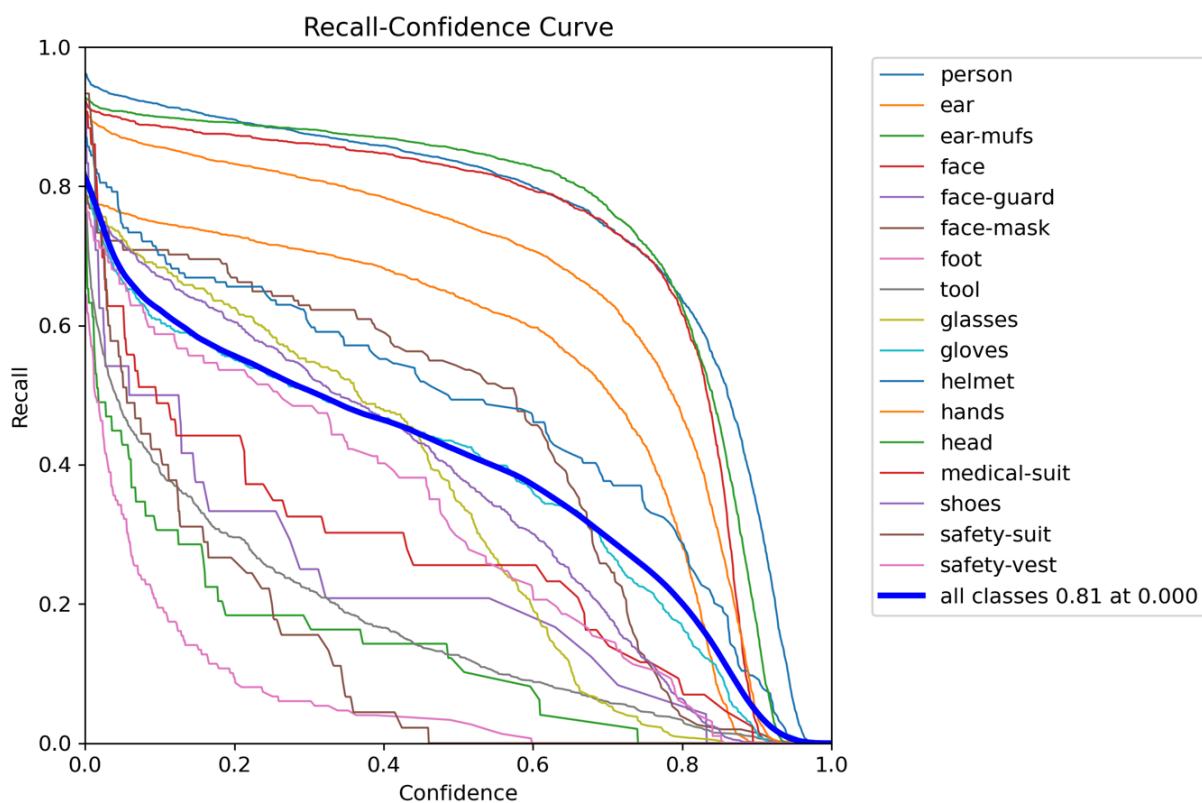
Precision-Confidence Curve – это график, показывающий, как изменяется точность модели при изменении порога уверенности в её предсказаниях. Он демонстрирует зависимость между выбранным уровнем доверия к предсказаниям и фактической долей правильных результатов. Такой график помогает подобрать оптимальное значение порога, позволяющее добиться баланса между количеством сделанных предсказаний и их качеством, особенно в ситуациях, где ложные срабатывания критичны.



Вывод:

YOLOv11m достигает очень высокой точности (precision), особенно при высоком пороге уверенности (около 0.96), что свидетельствует о минимальном количестве ложных срабатываний для большинства классов. Однако для отдельных объектов (например, foot, shoes) графики выглядят менее стабильными или не поднимаются до столь же высоких значений. При этом итоговая совокупная кривая (all classes) указывает на то, что модель в целом способна показывать почти 100% точность при достаточном уровне уверенности. Это говорит о хороших перспективах детекции СИЗ, но для ряда "сложных" классов всё ещё требуется доработка и, возможно, сбор дополнительных данных.

Recall-Confidence Curve – это график, показывающий, как изменяется полнота модели при варьировании порога уверенности её предсказаний. При повышении порога уверенности модель становится более избирательной, что может приводить к снижению полноты, так как часть истинно положительных случаев оказывается пропущенной. Такой график помогает определить оптимальное значение порога, обеспечивая баланс между максимальным охватом релевантных случаев и снижением ложных срабатываний.

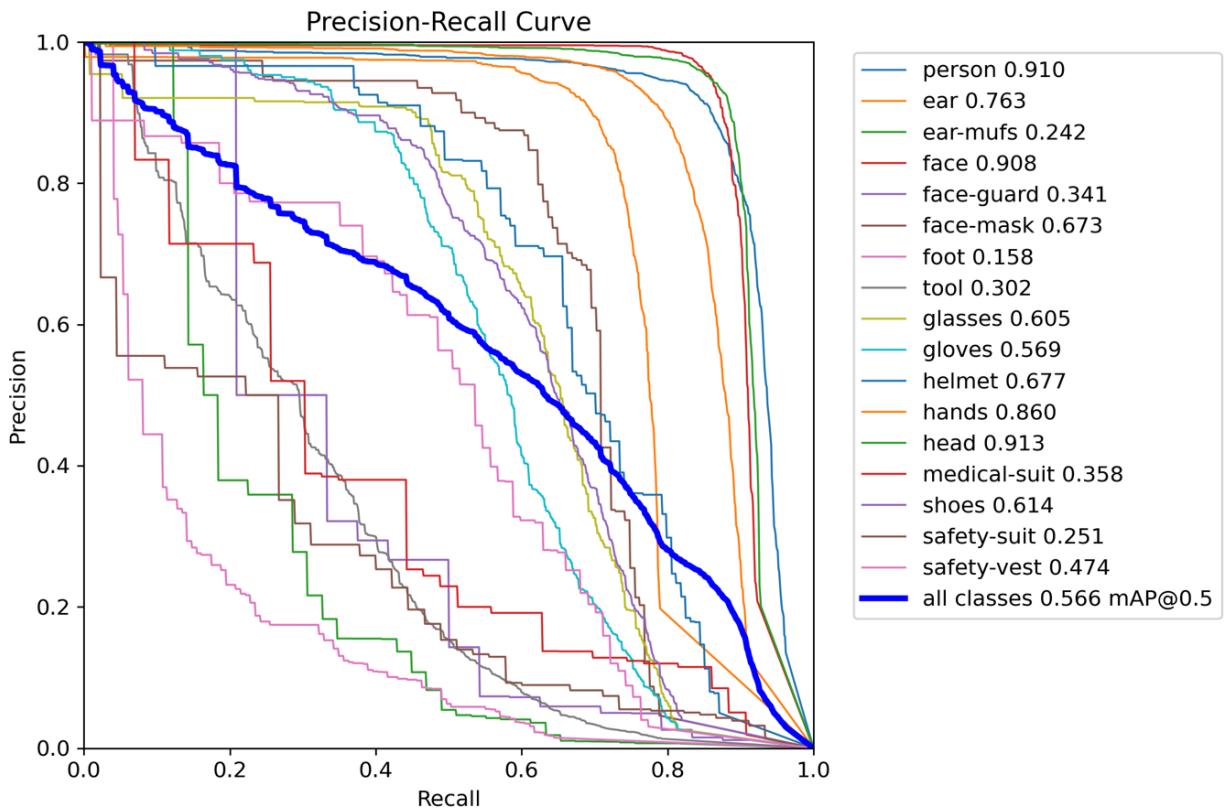


Вывод:

YOLOv11m способна достигать высоких значений Recall при низком пороге уверенности, однако по мере его увеличения полнота падает. Некоторые классы (например, person, face) сохраняют высокий уровень Recall даже при увеличении Confidence, что говорит о надёжном распознавании. Другие (такие как foot или safety-suit) имеют заметно более крутой спад, указывая на сложности при детекции. Максимальная совокупная Recall по всем классам составляет 0.81 при Confidence=0, что сопровождается высоким числом ложноположительных срабатываний. Таким образом, модель нуждается в

дополнительной настройке порога и улучшении обучения, чтобы повысить точность при сохранении приемлемого уровня полноты.

Precision-Recall Curve — это график, отображающий зависимость между точностью (precision) и полнотой (recall) модели при изменении порога уверенности предсказаний. Он показывает, как меняется соотношение правильно предсказанных положительных примеров к общему числу предсказанных, а также доля выявленных истинных положительных примеров. Такой график особенно полезен при работе с несбалансированными данными, где традиционные метрики могут давать искажённое представление о качестве модели. Анализ PR-кривой помогает выбрать оптимальный порог, обеспечивающий наилучший баланс между точностью и полнотой.

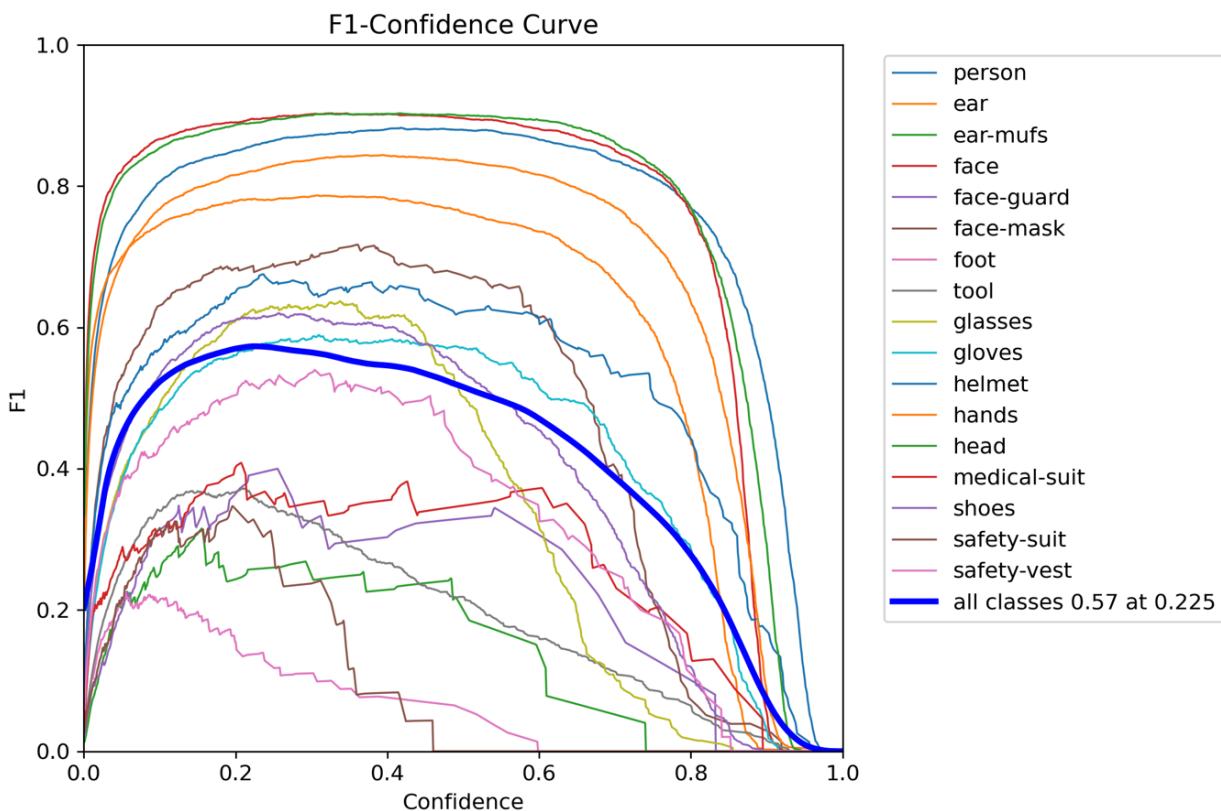


Вывод:

YOLOv11m демонстрирует хорошие результаты по ряду ключевых классов (person, face, hands, head), достигая высоких значений Precision и Recall. Однако некоторые объекты (например, foot, ear-mufs, tool, safety-suit) распознаются заметно хуже, что подтверждает низкие показатели PR и мАР для этих классов. Итоговый тМар@0.5 составляет 0.566, что говорит о приемлемом качестве детекции в целом, но также указывает на необходимость дополнительной доработки и сбора данных для улучшения распознавания слабых классов.

F1-Confidence Curve – это график, показывающий, как изменяется F1-метрика модели при варьировании порога уверенности предсказаний. Он объединяет

в себе показатели точности и полноты. Анализ такой кривой помогает выявить оптимальное значение порога, при котором достигается максимальное качество модели. Это особенно полезно в задачах с несбалансированными данными, где важно минимизировать компромисс между ложноположительными и ложноотрицательными результатами.

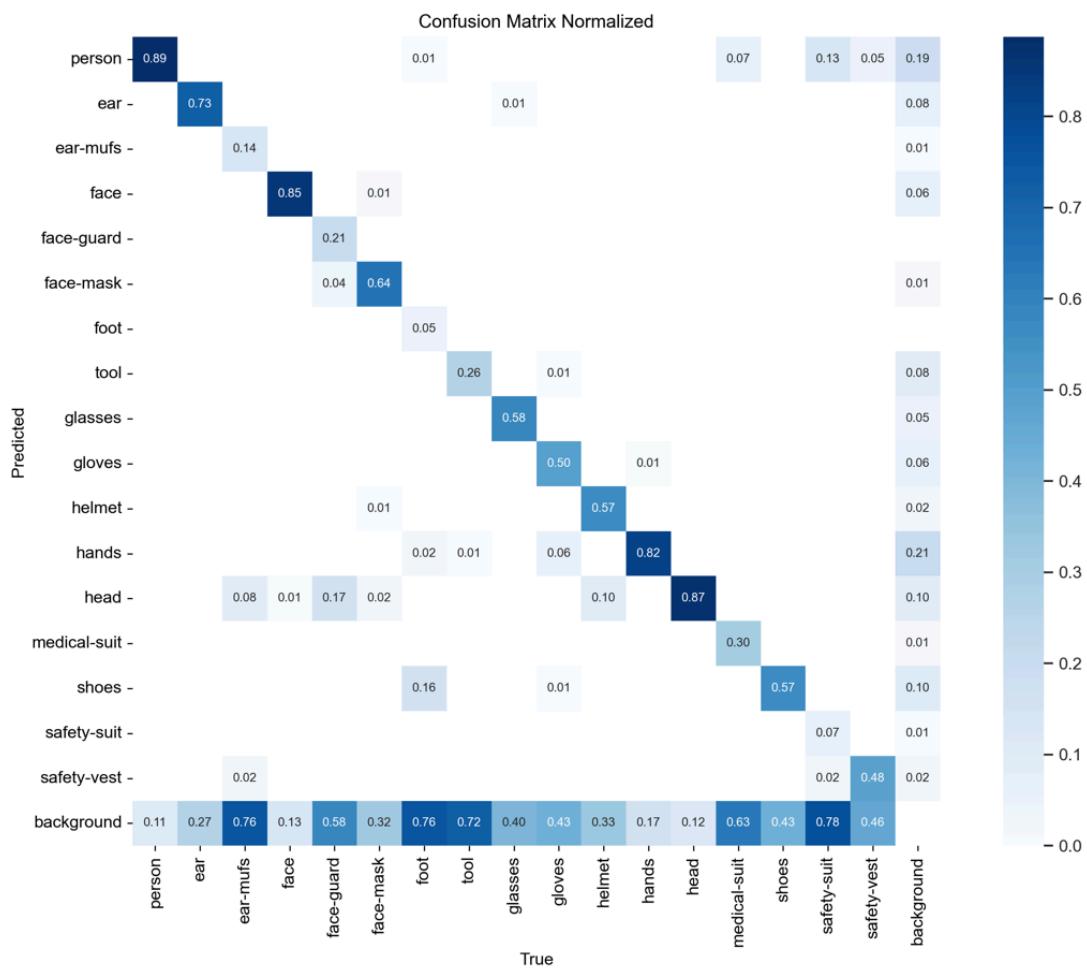


Вывод:

YOLOv11m показывает высокие значения F1 для ряда классов (например, face, face-guard, gloves, helmet), достигая пиков в области 0.8–0.9. Однако для некоторых объектов (таких как foot или shoes) кривые F1 заметно ниже, указывая на трудности в распознавании. Суммарная (all classes) кривая достигает максимального значения около 0.57 при уровне Confidence ~0.225. Это говорит о хорошем потенциале модели для распознавания основных категорий СИЗ, но также показывает, что требуется дополнительная доработка и настройка для улучшения качества детекции некоторых классов.

Confusion matrix

Confusion matrix – это таблица, отображающая распределение предсказаний модели по каждому классу относительно истинных меток. Каждая строка соответствует реальному классу, а столбец – предсказанному, что позволяет видеть, где модель допускает ошибки. Такой анализ помогает выявить, какие классы часто путаются, и оценить качество классификации для каждого из них. Это важный инструмент для понимания слабых мест модели и дальнейшей её оптимизации.



Вывод:

YOLOv11m в целом хорошо различает большинство объектов (например, face, face-mask, gloves, helmet), демонстрируя высокие показатели на диагонали. При этом заметны сложности с классами foot и shoes: модель часто путает эти объекты или вовсе не детектирует их. Остальные классы, такие как background, ear, face-guard и т.д., распознаются на довольно высоком уровне. В итоге модель уже обеспечивает приемлемое качество для задач ppe detection, но нуждается в дополнительной доработке или дополнительных данных для улучшения распознавания обуви и стоп.

Пример работы обученной модели:

Разметка:



Предсказания:

