

# **Разработка модели классификации патологий ВНЧС по снимкам с использованием нейронной сети YOLO.**

---

05 апреля, 2024

Выполнила: Анелия Михалькевич

# Введение

---

**Объект исследования:** Изображения с патологиями ВНЧС

**Предмет исследования:** Детектирование и классификация патологий ВНЧС.

**Цель работы:** Создание модели анализа данных с использованием глубокой сверточной нейронной сети YOLO для автоматизированной диагностики патологий ВНЧС по медицинским изображениям.

**Задачи работы:**

1. Изучить снимки с патологиями, выбрать метод обработки данных.
2. Определить основные принципы выбранного метода анализа данных, метрики для оценки производительности и параметры работы сети.
3. Сформировать, промаркировать и описать набор данных, выделить классы заболеваний, участвующие в исследовании.
4. Выполнить предобработку данных.
5. Обучить нейронную сеть YOLOv8.
6. Протестировать обученную модель.
7. Создать отчет о проделанной работе.

# Актуальность

---

Применение искусственного интеллекта (ИИ) и компьютерного зрения в медицинской диагностике патологий ВНС является перспективной и актуальной областью исследований. Эти технологии могут существенно улучшить качество и скорость диагностики, предоставляя врачам мощные инструменты для анализа медицинских изображений.

Детекция патологий: ИИ может помочь в выявлении аномалий на разных стадиях, даже если они не очевидны для человеческого глаза. Алгоритмы могут обучаться на больших наборах данных, чтобы определять наличие патологий с высокой точностью.

Классификация заболеваний: После детекции аномалии ИИ может также классифицировать тип патологии, определяя её характер и возможную серьёзность. Это дает возможность для более целенаправленного лечения.

Анализ динамики: Использование ИИ позволяет отслеживать изменения в состоянии ВНС со временем, предоставляя детальный анализ прогрессирования заболевания или эффективности лечения.

Помощь в клинических исследованиях: ИИ может анализировать большие объемы данных быстрее и точнее, чем это могли бы делать специалисты вручную, что особенно ценно при исследованиях новых методик лечения или при оценке эффективности применяемой терапии.



# Формирование и описание набора данных

Общий объем набора данных составляет 100 изображений .png с патологиями ВНЧС разделенных на 11 классов:

1. sagittal\_distal\_position (SDP)
2. sagittal\_distraction (SD)
3. sagittal\_compression (SC)
4. sagittal\_mesial\_position (SMP)
5. sagittal\_norma (SN)
6. axial\_lateral\_position (ALP)
7. axial\_medial\_position (AMP)
8. axial\_norma (AN)
9. coronal\_lateral\_position (CLP)
10. coronal\_medial\_position (CMP)
11. coronal\_norma (CN)



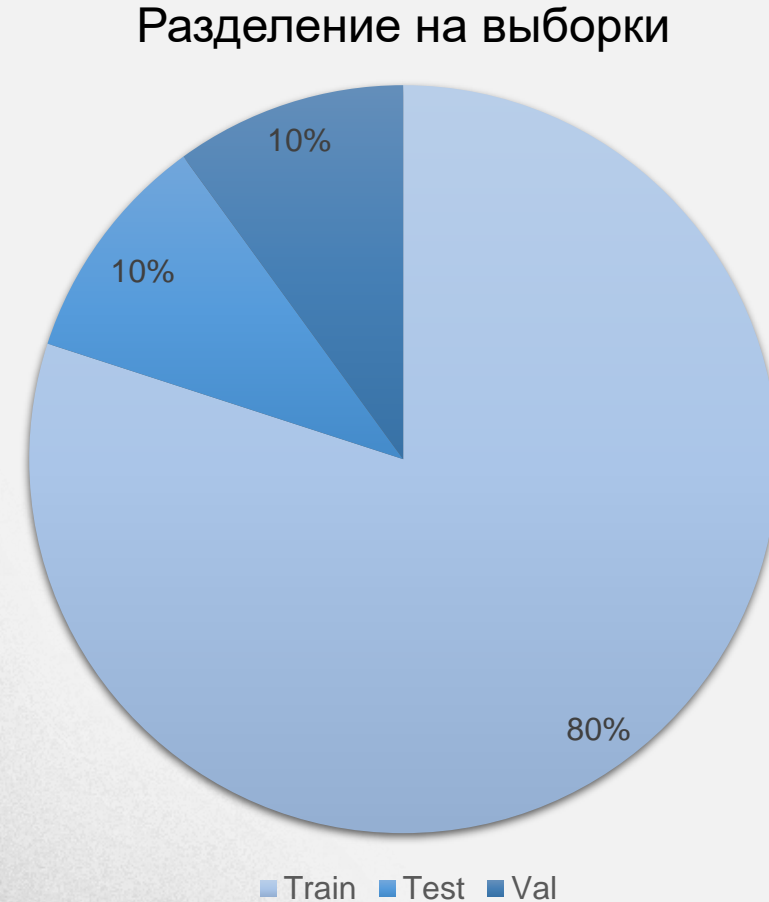
# Разделение набора данных на выборки

---

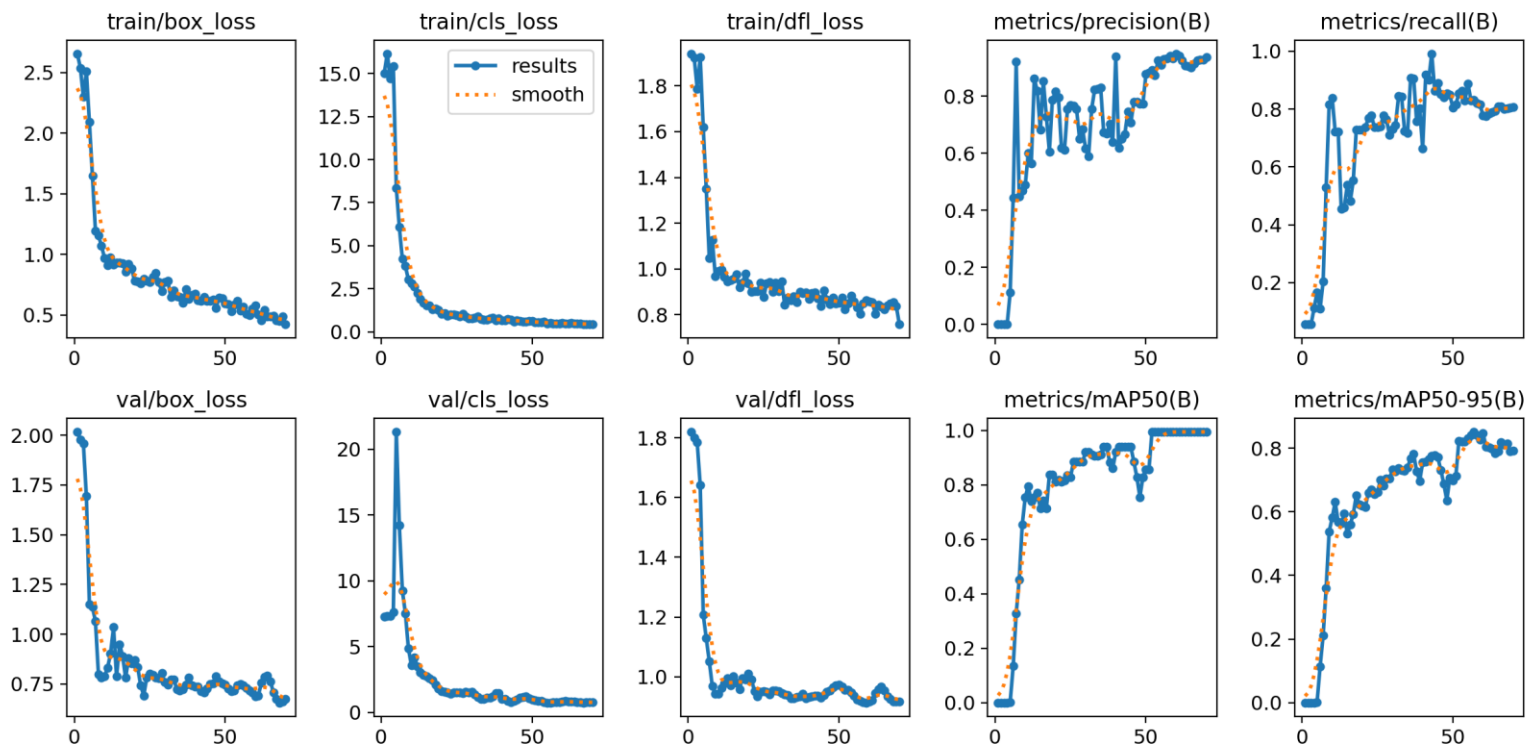
Разделение данных на выборки производилось в следующем соотношении:

80% данных будут использованы для обучения (train) и 20% данных будут выделены для тестирования,

50% из которых будет выделены для тестовой выборки (test), а оставшиеся 50% останутся в валидационной выборке (val).



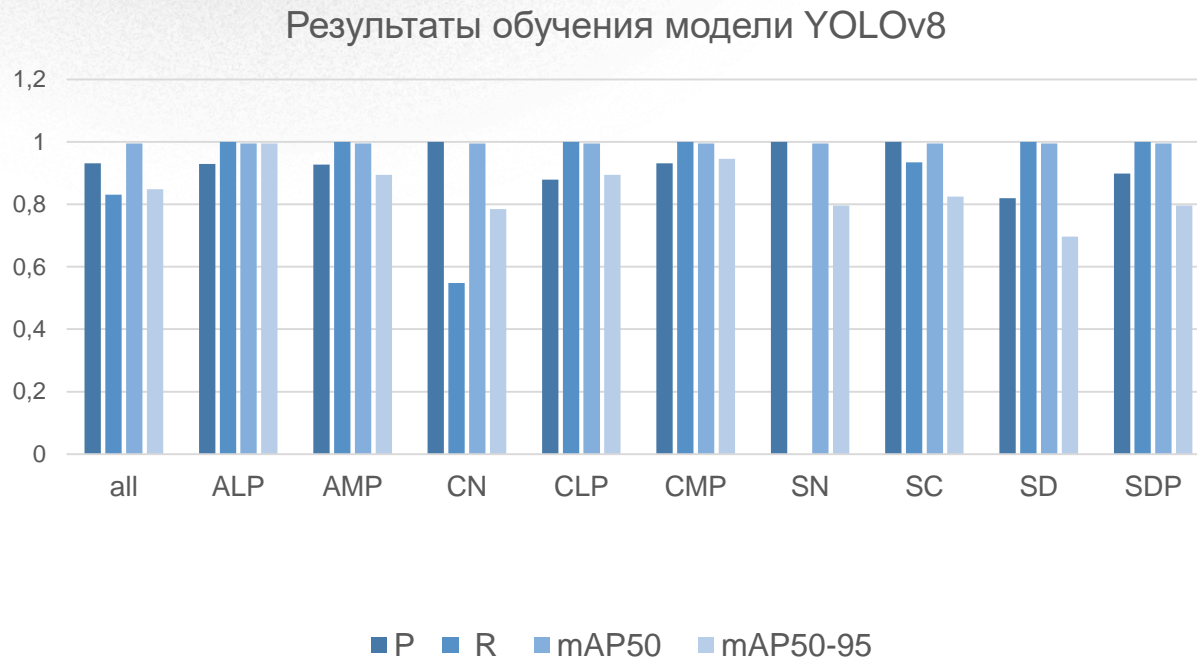
# Результаты обучения нейронной сети YOLOv8



- На текущем наборе данных модель демонстрирует хорошую тенденцию к обучению и обобщению на основе снижения потерь и улучшения метрик точности и полноты.
- Повышенное внимание следует уделить балансу классов и увеличению числа обучающих примеров.



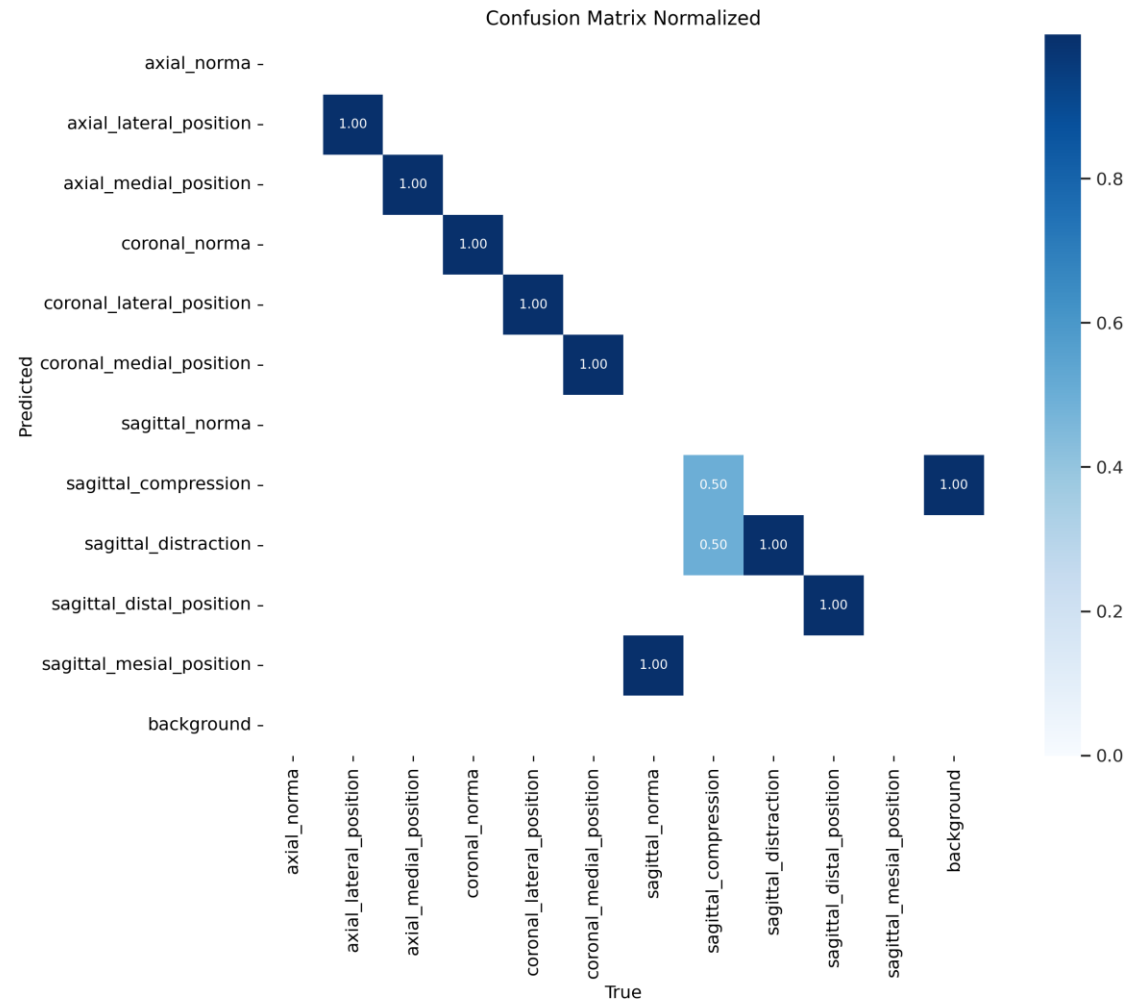
# Результаты обучения нейронной сети YOLOv8



Class	P	R	mAP50	mAP50-95
all	0.932	0.831	0.995	0.848
axial_lateral_position	0.929	1	0.995	0.995
axial_medial_position	0.927	1	0.995	0.895
coronal_norma	1	0.548	0.995	0.785
coronal_lateral_position	0.879	1	0.995	0.895
coronal_medial_position	0.932	1	0.995	0.946
sagittal_norma	1	0	0.995	0.796
sagittal_compression	1	0.935	0.995	0.825
sagittal_distraction	0.82	1	0.995	0.697
sagittal_distal_position	0.899	1	0.995	0.796

- Модель показывает высокую производительность по большинству классов по основным метрикам оценки mAP50 и mAP50-95, учитывающими точность предсказания классов, и точность локализации объектов на изображении.
- Как видно на гистограмме, mAP50 везде составляет 0.995, что указывает на высокую точность модели при пороге IoU 0.5.
- mAP50-95 варьируется, что отражает различия в точности модели при разных уровнях строгости IoU.

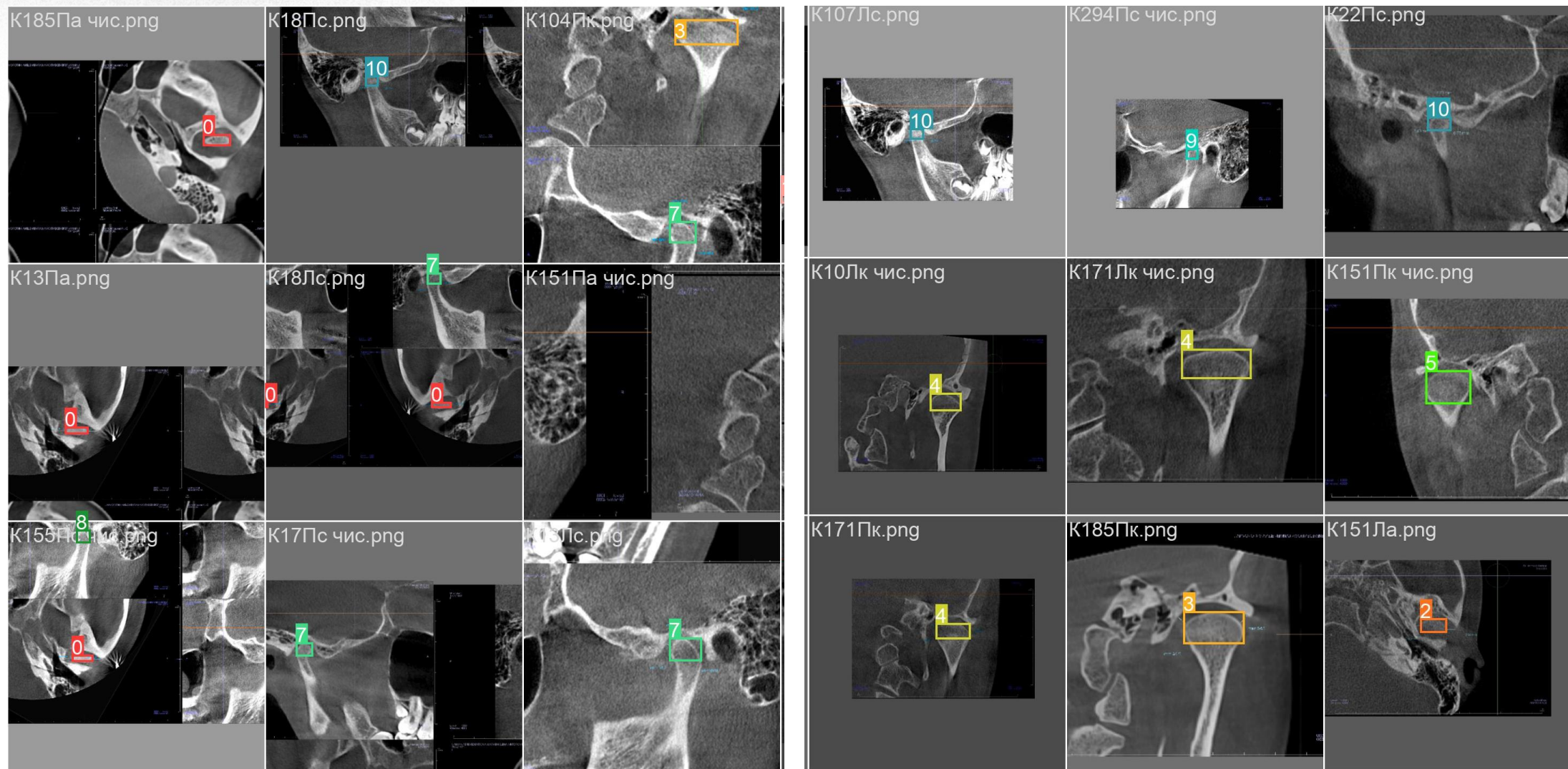
# Результаты обучения нейронной сети YOLOv8



- На представленной матрице ошибок (Confusion Matrix) видно, что о большинство классов были идеально классифицированы моделью, что показывает нормализованное значение 1.00 по диагонали, что означает 100% точность классификации для этих классов.
- Требуется провести дополнительную работу для разрешения путаницы между классами sagittal\_norma и sagittal\_distraction.
- Это может включать более детальный анализ этих классов, возможно улучшение аннотаций обучающего набора или введение дополнительных данных для обучения.



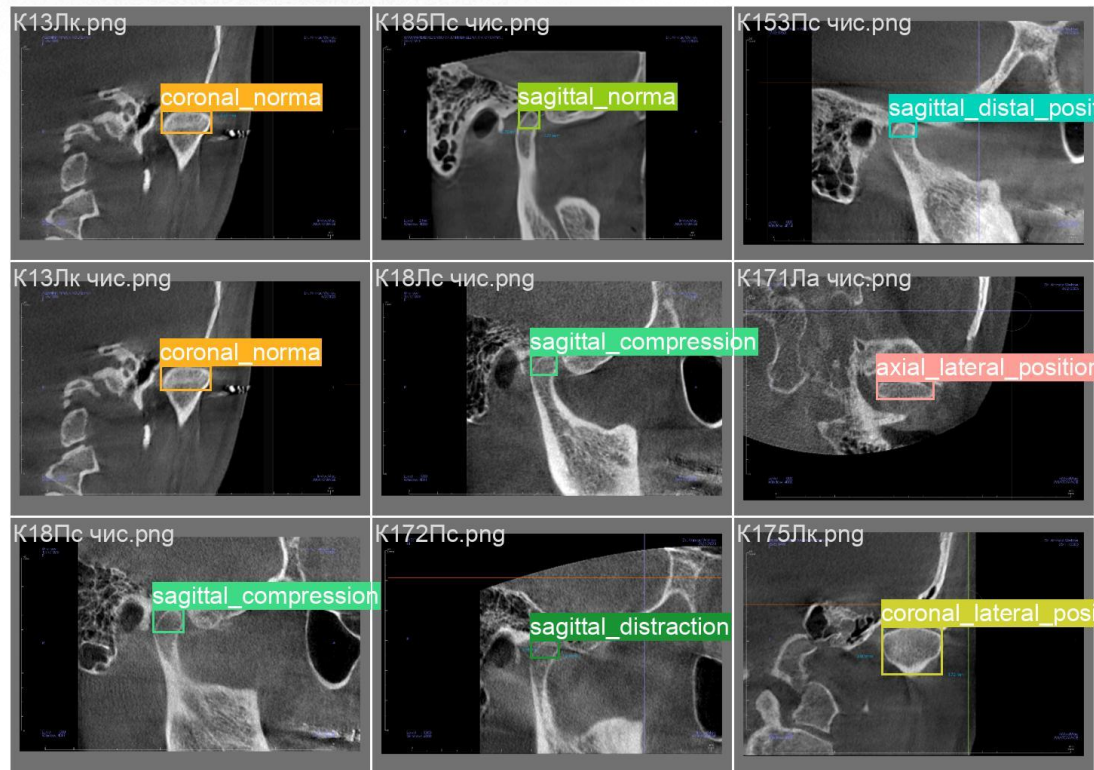
# Примеры результатов на обучающем наборе данных



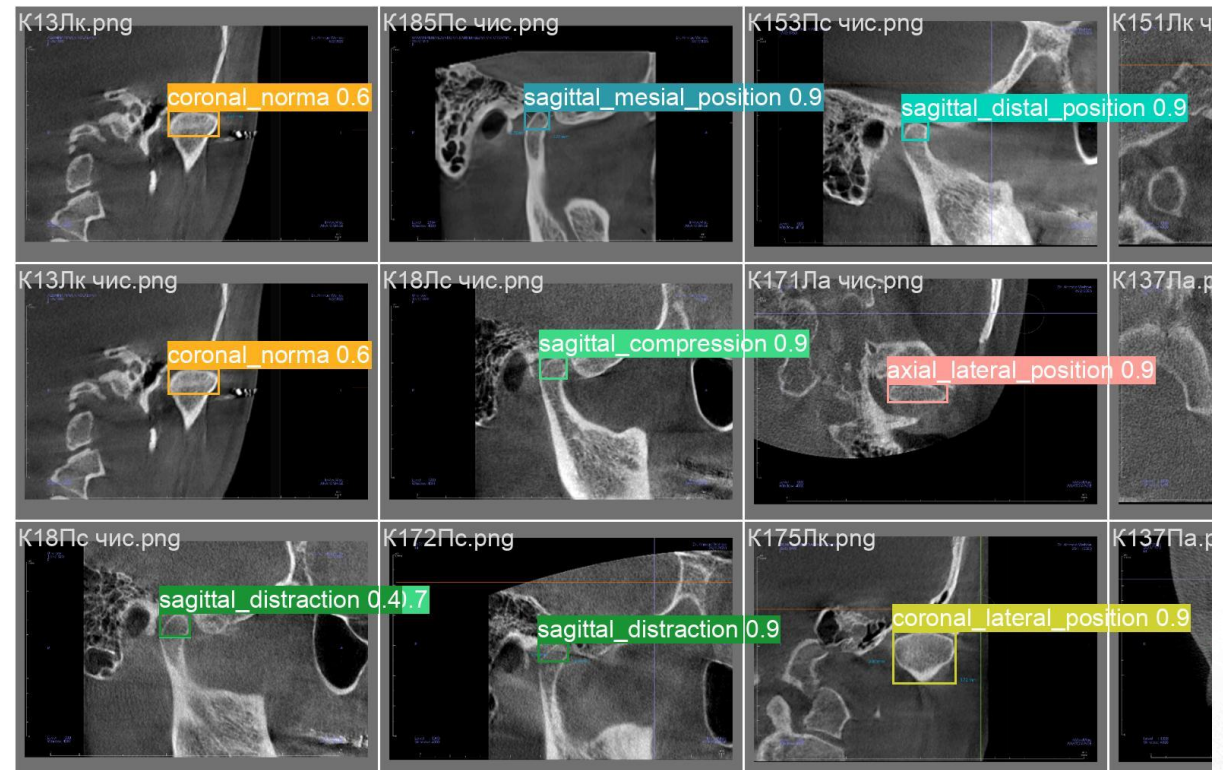


# Примеры результатов на валидационном наборе данных

Истинные метки

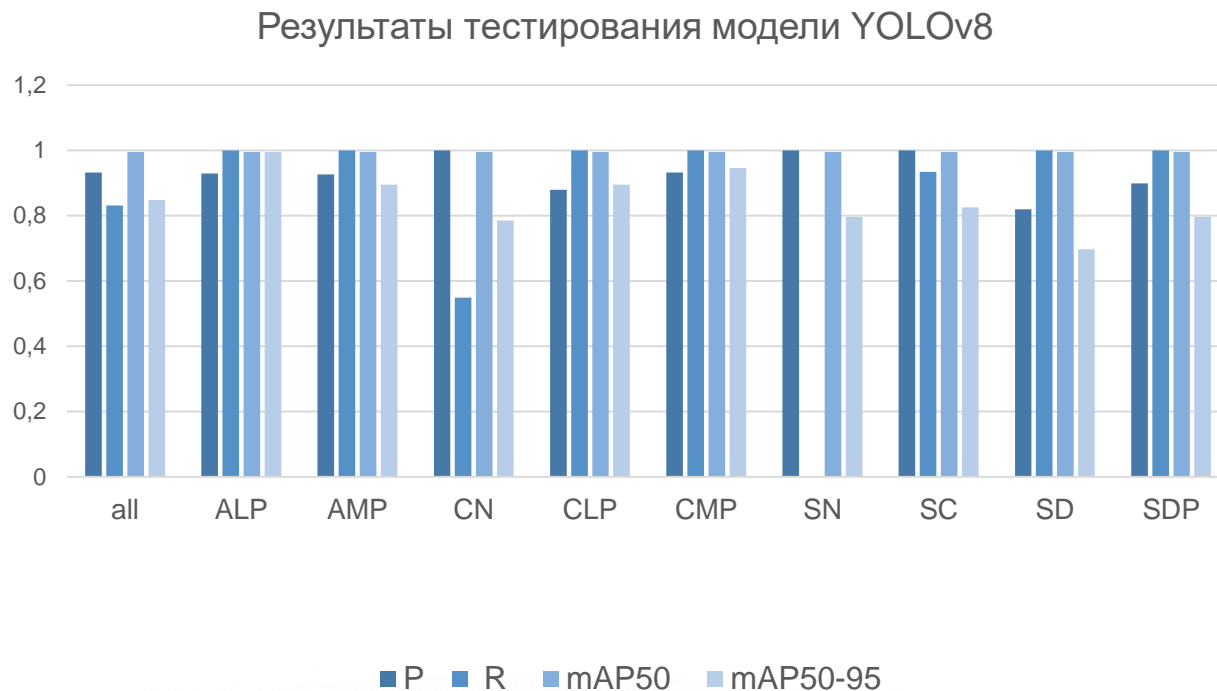


Предсказанные метки



- Мы видим истинные метки и соответствующие предсказанные метки. Эти примеры наглядно демонстрируют, как модель справляется с задачей детекции и классификации различных патологий.

# Результаты тестирования нейронной сети YOLOv8

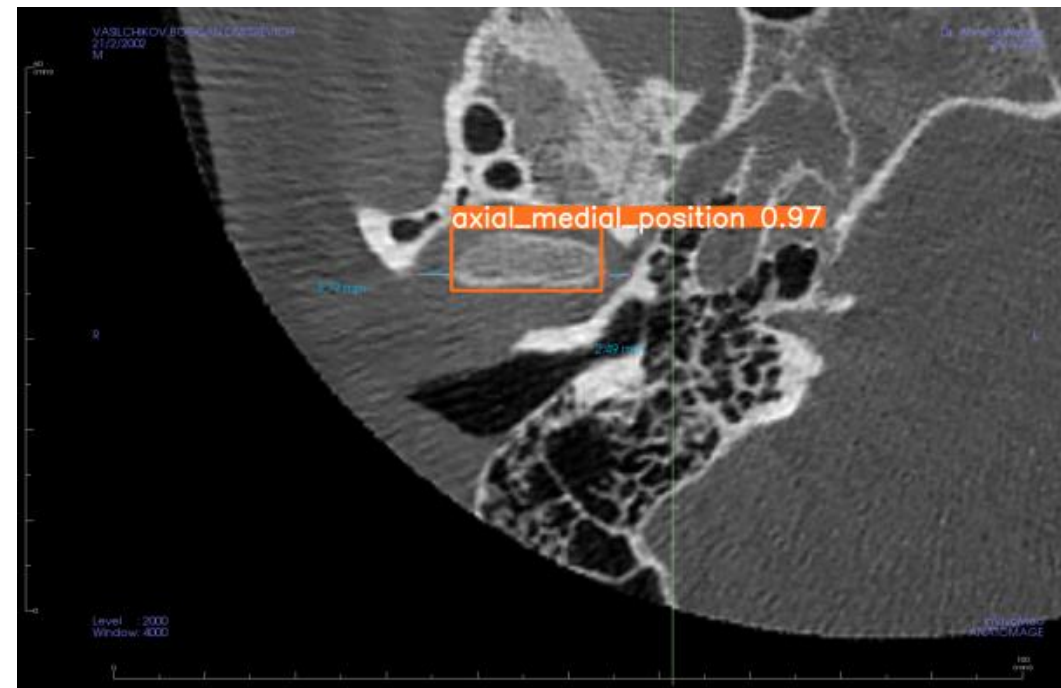
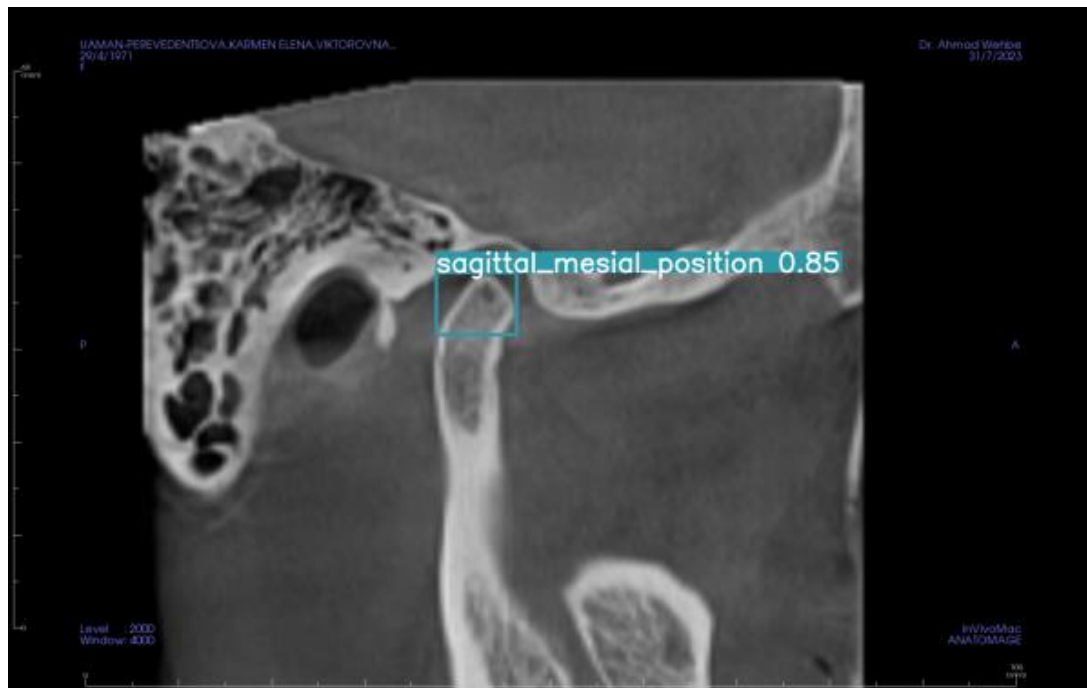


Class	P	R	mAP50	mAP50-95
all	0.932	0.831	0.995	0.848
axial_lateral_position	0.929	1	0.995	0.995
axial_medial_position	0.926	1	0.995	0.895
coronal_norma	1	0.549	0.995	0.785
coronal_lateral_position	0.879	1	0.995	0.895
coronal_medial_position	0.932	1	0.995	0.946
sagittal_norma	1	0	0.995	0.796
sagittal_compression	1	0.934	0.995	0.825
sagittal_distraction	0.82	1	0.995	0.697
sagittal_distal_position	0.899	1	0.995	0.796

- На тестовом наборе данных модель также показывает высокую производительность по большинству классов по основным метрикам оценки mAP50 и mAP50-95, учитывающими точность предсказания классов, и точность локализации объектов на изображении.



# Примеры результатов на тестовом наборе данных



- Изображения предсказанных меток показывают, что модель способна локализовать, классифицировать и оценить, насколько алгоритм уверен в каждой конкретной классификации различных типов патологий ВНЧС.

# Заключение

---

В результате исследовательской работы реализована модель анализа данных для идентификации и классификации патологий ВНЧС на основе сверточной нейронной сети YOLOv8.

Исследование показало, что мы можем использовать модель YOLO для диагностики патологий ВНЧС, но для дальнейшего прогресса и развития модели необходимо расширить набор уникальных данных в разрезе каждой патологии.

Текущие высокие результаты обучения были получены на наборе данных состоящем из 100 изображений, и из 5-6 уникальных в каждой патологии. Этих данных недостаточно, чтобы получить адекватную оценку производительности и дать положительное заключение, что разработанная модель успешно справится с новыми данными. Но предпосылки для этого есть.

Полученные в результате обучения и тестирования данные указывают на то, что модель хорошо обобщается на различные классы и способна обнаруживать объекты с высокой точностью и полнотой. Некоторые классы, такие как `sagittal_norma`, могут требовать дополнительной настройки для улучшения производительности, так как полнота в данном случае равна 0.0, что может свидетельствовать о том, что модель не обнаруживает объекты этого класса. Высокий показатель mAP 99.5% указывает на высокую точность модели в предсказаниях для различных уровней IoU. Рекомендуется проанализировать ложные срабатывания и упущенные объекты для дальнейшего улучшения модели.

# Спасибо за внимание!

Мои контакты:

@hakunaaa\_matataaaaa

anelia.education@yahoo.com