

# Нейросетевое совмещение медицинских изображений для анализа динамики заболеваний

## Руководитель

Сорокин Дмитрий Васильевич

В 2008 г. закончил факультет ВМК МГУ, в 2011 г. закончил очную аспирантуру ВМК МГУ, в ноябре 2011 г. защитил кандидатскую диссертацию на тему “Проекционные методы с использованием функций Лагерра в обработке и анализе изображений”. С января 2012 года по февраль 2016 года работал научным сотрудником, а затем старшим научным сотрудником, в Центре анализа биомедицинских изображений Университета Масарика г. Брно, Чехия (CBIA, Masaryk University, Brno, CR), а также Института Биофизики Чешской Академии Наук (Institute of Biophysics, AVCR, Brno, CR). С марта 2016 г. — старший научный сотрудник лаборатории математических методов обработки изображений факультета ВМК МГУ. Ведет активную научную работу в области разработки математических методов обработки и анализа изображений и их применения в задачах молекулярной биологии и медицинской диагностики. Им опубликовано 60 научных статей, включая 12 статей входящих в издания Q1 WoS, количество цитирований статей в журналах по данным Scopus 464, индекс Хирша 11. Является лауреатом премии правительства Москвы для молодых ученых 2018, лауреатом стипендии ERCIM Marie Curie 2012-2013. Руководил грантом РФФИ, принимал участие в качестве основного исполнителя в грантах РФФИ и РФФИ, включая международные. Является одним из руководителей спецсеминара “Обработка изображений и компьютерное моделирование” в бакалавриате и магистратуре ВМК МГУ, руководит курсовыми и дипломными работами студентов. Под руководством защищена 1 кандидатская диссертация, 9 магистерских диссертации и 15 дипломов бакалавра. <https://istina.msu.ru/workers/9630219/>  
<https://scholar.google.com/citations?user=xs1qTqwAAAAJ&hl=ru>

## Зачем делаем?

Для сравнения и интеграции данных с двух и более изображений необходимо их предварительно совместить. В анализе динамики заболеваний совмещение изображений играет ключевую роль, обеспечивая возможность сравнительного анализа данных, полученных в разные моменты времени или с различных модальностей (МРТ, КТ, ПЭТ), а также корректируя пространственные несоответствия, возникающие из-за искажений или движений пациента. Кроме того, эта техника позволяет интегрировать мультимодальную информацию, что способствует более полному пониманию анатомических структур и процессов заболевания. Обычные, не-нейросетевые методы совмещения исследуются уже достаточно давно, широко применяются на практике, но пока ограничены в точности и надежности. Разработка нейросетевых методов совмещения медицинских изображений может повысить качество совмещения, и в дальнейшем быть интегрирована в мультимодальные LLM, позволяя им анализировать группы изображений, понимать динамику запечатлённых в них событий.

## Что делаем?

Интеграция физически-информированных моделей в совмещение медицинских изображений представляет собой смену парадигмы от методов машинного обучения, основанных исключительно на данных, к методам, которые учитывают биофизические ограничения, что позволяет получать более физиологически правдоподобные и гладкие деформации. В рамках проекта планируется использование физически-информированных нейронных сетей (PINN), а также адаптивных нейронных операторов (например, FNO), для решения задач совмещения медицинских изображений. Помимо учета биомеханических моделей (например, основанных на теории упругости), способность нейронных операторов работать на различных сетках позволяет данным моделям добиться робастности к размеру изображений, что значительно оптимизирует методы по

быстродействию и потребляемой памяти. Также будет исследована возможность применения передовых экстракторов ключевых точек для задач совмещения, основанных на современных трансформерах (Vision Transformers) и State Space Models, включая архитектуру Mamba (S6). Кроме того, будет проведена попытка применить предлагаемые подходы для создания VLM для совместной обработки рентгенограмм лёгких и медицинских заключений.

### **Как достигнем цель?**

Разработка новых методов совмещения будет базироваться на ранее разработанных методах нежесткого совмещения медицинских изображений, основанных на нейронном операторе Фурье [Drozdov N. A., Sorokin D. V. FNOReg: Resolution-Robust Medical Image Registration Method Based on Fourier Neural Operator //International Conference on Pattern Recognition. – Cham : Springer Nature Switzerland, 2024. – С. 163-177.], а также полностью обучаемого метода поиска ключевых точек для аффинного совмещения медицинских изображений [Pyatov V. A., Sorokin D. V. Unsupervised Feature Matching for Affine Histological Image Registration //International Conference on Pattern Recognition. – Cham : Springer Nature Switzerland, 2024. – С. 34-48.]. Новые методы будут обобщены для применения для большего количества разнообразных наборов данных, а также оптимизированы по быстродействию и использованию памяти за счет внесения изменений в архитектуру моделей и робастности нейронных операторов к размеру изображений при обучении.

### **Как измерить достижение результата?**

Для измерения качества результата будет проведено сравнение с существующими аналогами на стандартных наборах данных для совмещения (OASIS, IXI, DirLab, COPDGene, ADNI и пр.). Будут оцениваться следующие метрики: относительная ошибка по ключевым точкам и/или метрика DICE при наличии масок сегментации, гладкость деформаций, робастность к изменению разрешения при обучении, потребление памяти, быстродействие на инференсе нейронной сети.